

Grado Universitario en Ingeniería Electrónica Industrial y
Automática

Curso 2017-2018

Trabajo Fin de Grado

“Detección de humo y fuego mediante el tratamiento de imágenes”

Sergio Soler Sáez

Tutor

Abdulla Hussein Abdulrahman Al-Kaff

Leganés, Julio de 2018



Esta obra se encuentra sujeta a la licencia Creative Commons **Reconocimiento – No Comercial – Sin Obra Derivada**

Resumen

La presente memoria corresponde al estudio realizado con el objetivo de conseguir una detección temprana, precisa, fiable y económica de humo y fuego en entornos naturales, donde los incendios forestales pueden llegar a ser uno de los desastres más dañinos y de mayor magnitud, causando un gran número de pérdidas.

La detección de humo y fuego se llevará a cabo a partir del tratamiento de las imágenes proporcionadas por dos cámaras de diferentes tipos, una de ellas *RGB* y la otra de tipo térmico. Dichas cámaras estarán situadas sobre un vehículo aéreo no tripulado, desde donde se captaran las imágenes a procesar. El procesamiento de imágenes se centrará en el análisis de las características que se han considerado relevantes para la posterior detección, entre ellas se pueden destacar las características cromáticas y de textura.

Tras la extracción de características, a partir de procesos de detección de bordes, segmentación por color, operaciones lógicas y operaciones matemáticas, se conseguirá obtener la detección de humo y fuego objetivo.

El desarrollo del algoritmo se llevará a cabo mediante las herramientas de procesamiento de imágenes OpenCV.

Finalmente, se realiza una serie de propuestas para la mejora y desarrollo del algoritmo.

Palabras clave: procesamiento de imágenes, extracción de características, análisis de textura, análisis de color, detección de objetos, segmentación de imágenes, detección de bordes.

Agradecimientos

A mi familia y amigos.

En particular a mi madre y mi padre.

Madrid, 19 de Junio de 2018

Sergio Soler Sáez

Índice de contenido:

1.	INTRODUCCIÓN.....	1
2.	ESTADO DEL ARTE.	3
3.	ALGORITMO PROPUESTO.....	5
3.1	Detección de humo.	5
3.1.1	Color.....	6
3.1.2	Detección de bordes.....	20
3.1.3	Operaciones lógicas y matemáticas.	34
3.2	Detección de fuego.....	43
3.2.1	Cámara <i>RGB</i>	43
3.2.2	Cámara térmica.....	50
3.2.3	Operaciones lógicas.	59
3.3	Representación de la detección.	61
4.	EXPERIMENTOS Y RESULTADOS.	66
4.1	Plataforma.....	66
4.1.1	Ordenador.....	66
4.1.2	Cámaras.	66
4.1.3	Dron.....	66
4.1.4	Comunicación.....	66
4.2	Escenarios.....	67
4.2.1	Entorno.	67
4.2.2	Perspectiva visual.	67
4.2.3	Iluminación.....	67
4.3	Resultados obtenidos.	68
4.3.1	Resultados detección de humo.....	68
4.3.2	Resultados detección de fuego.....	74
5.	CONCLUSIÓN Y FUTUROS TRABAJOS.....	79
	BIBLIOGRAFÍA.....	81

Índice de figuras:

Fig. 3.1 Flujograma de detección de humo	5
Fig. 3.2 Imagen original 1	6
Fig. 3.3 Imagen original 2	7
Fig. 3.4 Ruido gaussiano	7
Fig. 3.5 Ruido impulsional.....	9
Fig. 3.6 Imagen original.....	10
Fig. 3.7 Imagen tras filtro gaussiano	10
Fig. 3.8 Imagen en espacio de color Lab	13
Fig. 3.9 Imagen en espacio de color Yuv.....	13
Fig. 3.10 Imagen original.....	14
Fig. 3.11 Zonas candidatas a humo tras segmentación en espacio de color Lab	15
Fig. 3.12 Imagen original.....	15
Fig. 3.13 Zonas candidatas a humo tras segmentación en espacio de color Lab	16
Fig. 3.14 Zonas tierra detectadas tras segmentación en espacio de color Yuv.....	16
Fig. 3.15 Proceso de erosión.....	17
Fig. 3.16 Proceso de dilatación.....	18
Fig. 3.17 Imagen original.....	18
Fig. 3.18 Zonas candidatas a humo tras segmentación en espacio de color Lab	19
Fig. 3.19 Zonas candidatas a humo erosión.....	19
Fig. 3.20 Zonas candidatas a humo dilatación.....	19
Fig. 3.21 Imagen original	20
Fig. 3.22 Imagen tras filtro mediana	21
Fig. 3.23 Imagen original	22
Fig. 3.24 Imagen en espacio de color Gray	22
Fig. 3.25 Imagen en espacio de color Gray	23
Fig. 3.26 Imagen en espacio de color Gray tras filtro gaussiano	23
Fig. 3.27 Imagen en espacio de color Gray	26
Fig. 3.28 Detección bordes dirección Y	27
Fig. 3.29 Detección bordes dirección X	27
Fig. 3.30 Imagen tras función magnitud.....	28
Fig. 3.31 Imagen magnitud tras aplicar filtro gaussiano.....	28
Fig. 3.32 Imagen original	29
Fig. 3.33 Detección de humo mediante segmentación de bordes	29
Fig. 3.34 Imagen original	30
Fig. 3.35 Detección erosionada	31
Fig. 3.36 Detección dilatada.....	31
Fig. 3.37 Imagen original	33
Fig. 3.38 Contornos dibujados.....	33
Fig. 3.39 Erosión de contornos	34
Fig. 3.40 Dilatación de contornos.....	34
Fig. 3.41 Imagen original	36
Fig. 3.42 Detección de humo en espacio Lab	36
Fig. 3.43 Contornos detectados.....	36
Fig. 3.44 Detección resultado de la función AND	37
Fig. 3.45 Imagen original	37
Fig. 3.46 Detección de humo en espacio Lab	38
Fig. 3.47 Contornos detectados.....	38
Fig. 3.48 Detección resultado de la función AND	39
Fig. 3.49 Imagen original	40

Fig. 3.50 Imagen de candidatos a humo antes de sustraer las zonas detectadas en el espacio Yuv	40
Fig. 3.51 Zonas a sustraer detectadas mediante segmentación en espacio Yuv	40
Fig. 3.52 Detección resultado de la resta de imágenes	41
Fig. 3.53 Imagen original	41
Fig. 3.54 Imagen de candidatos a humo antes de sustraer las zonas detectadas en el espacio Yuv	41
Fig. 3.55 Zonas a sustraer detectadas mediante segmentación en espacio Yuv	42
Fig. 3.56 Detección resultado de la resta de imágenes	42
Fig. 3.57 Flujograma de detección de fuego	43
Fig. 3.58 Imagen original	44
Fig. 3.59 Imagen tras filtro gaussiano	44
Fig. 3.60 Imagen en espacio de color Lab	45
Fig. 3.61 Imagen en espacio de color Yuv	45
Fig. 3.62 Imagen original	46
Fig. 3.63 Detección candidatos a fuego mediante segmentación en espacio Lab	47
Fig. 3.64 Imagen original	47
Fig. 3.65 Detección candidatos a fuego mediante segmentación en espacio Yuv	48
Fig. 3.66 Imagen original	48
Fig. 3.67 Detección candidatos a fuego mediante segmentación en espacio Lab	49
Fig. 3.68 Detección candidatos a fuego mediante segmentación en espacio Yuv	49
Fig. 3.69 Detección candidatos a fuego resultado de la función AND	49
Fig. 3.70 Imagen original	50
Fig. 3.71 Detección candidatos a fuego mediante segmentación en espacio Lab	51
Fig. 3.72 Detección candidatos a fuego mediante segmentación en espacio Yuv	51
Fig. 3.73 Detección candidatos a fuego resultado de la función AND	52
Fig. 3.74 Imagen original	52
Fig. 3.75 Detección candidatos a fuego mediante segmentación en espacio Lab	53
Fig. 3.76 Detección candidatos a fuego mediante segmentación en espacio Yuv	53
Fig. 3.77 Detección candidatos a fuego resultado de la función AND	54
Fig. 3.78 Imagen térmica original	55
Fig. 3.79 Imagen térmica tras filtro gaussiano	55
Fig. 3.80 Imagen RGB original	56
Fig. 3.81 Imagen térmica original	56
Fig. 3.82 Imagen térmica en espacio Yuv	57
Fig. 3.83 Imagen térmica original	58
Fig. 3.84 Detección de zonas de alta temperatura mediante segmentación de la imagen térmica	58
Fig. 3.85 Imagen RGB original	59
Fig. 3.86 Imagen térmica original	60
Fig. 3.87 Detección candidatos a fuego mediante procesado de la imagen RGB	60
Fig. 3.88 Detección candidatos a fuego mediante procesado de la imagen térmica	61
Fig. 3.89 Detección final de fuego	61
Fig. 3.90 Imagen original	62
Fig. 3.91 Detección final de humo	62
Fig. 3.92 Detección final de fuego	63
Fig. 3.93 Detección final de humo y fuego	63
Fig. 3.94 Imagen original	64
Fig. 3.95 Detección final de humo	64
Fig. 3.96 Detección final de fuego	64
Fig. 3.97 Detección final de humo y fuego	65
Fig. 4.1 Video 5, falso positivo ocasionado por el horizonte en la detección de humo	69
Fig. 4.2 Video 4, falso positivo ocasionado por la presencia de infraestructuras de origen humano en la detección de humo	70
Fig. 4.3 Video 5 (frame previo), falso positivo ocasionado por movimiento brusco	70
Fig. 4.4 Video 5 (frame posterior), falso positivo ocasionado por movimiento brusco	71

<i>Fig. 4.5 Video 1, pérdida de pequeña zona en la detección de humo</i>	<i>71</i>
<i>Fig. 4.6 Video 1, perdida de humo tenue sobre fondo negro en la detección de humo.....</i>	<i>72</i>
<i>Fig. 4.7 Video 1, pérdida de humo de color negro en la detección de humo.....</i>	<i>72</i>
<i>Fig. 4.8 Detección de humo y fuego video 1</i>	<i>73</i>
<i>Fig. 4.9 Detección de humo y fuego video 3</i>	<i>73</i>
<i>Fig. 4.10 Detección de humo y fuego video 5</i>	<i>74</i>
<i>Fig. 4.11 Video 4, falso positivo ocasionado por la tierra rojiza en la detección de fuego</i>	<i>75</i>
<i>Fig. 4.12 Video 1, perdida de fuego en la detección por presencia de humo superpuesto</i>	<i>75</i>
<i>Fig. 4.13 Video 2, falso positivo en la detección de fuego ocasionado por la presencia de humo sobre una gran cantidad de llamas</i>	<i>76</i>
<i>Fig. 4.14 Detección de humo y fuego video 5</i>	<i>76</i>
<i>Fig. 4.15 Detección de humo y fuego video 10.....</i>	<i>77</i>
<i>Fig. 4.16 Detección de humo y fuego video 11.....</i>	<i>77</i>
<i>Fig. 4.17 Detección de humo y fuego video 12.....</i>	<i>78</i>

1. INTRODUCCIÓN.

Los incendios, aun hoy en día, siguen siendo una de las mayores causas de devastación de grandes superficies a lo largo de todo el mundo, provocando daños materiales, interrupción de los procesos de producción, pérdida de vidas humanas y afección del medio ambiente. Ya sean incendios en áreas urbanas, como puede ser en zonas residenciales y en zonas industriales, o en áreas pertenecientes a la naturaleza, dando lugar a los incendios forestales.

En términos cuantitativos, se puede apreciar el gran daño que los diferentes tipos de incendios causan a su paso, ya sea en número de pérdidas humanas, materiales o pérdida de la biodiversidad. Esto se debe en gran parte a los diferentes motivos por los que pueden ser provocados, su enorme poder destructivo y la dificultad de su detección temprana y control.

En cuanto a la prevención y detección de incendios, las diferentes aplicaciones y métodos de actuación varían dependiendo del entorno en el que nos encontremos.

En las zonas residenciales e industriales, los sistemas de detección de incendios que podemos encontrar pueden ser métodos de detección humanos, instalaciones de detección automática y sistemas mixtos. La elección y posterior implementación de los diferentes sistemas viene condicionado por diferentes factores, como las vidas y materiales en juego, y la rapidez y fiabilidad requerida [1].

En las zonas naturales, como pueden ser cultivos y bosques, la detección temprana de incendios sufre un gran hándicap al tratarse de áreas que pueden llegar a ser muy extensas y en espacios abiertos. Estas desventajas, junto a la posibilidad de una difícil localización y acceso al foco del incendio, producen una pérdida de información y tiempo vital para el control y posterior extinción de incendio.

Los métodos de detección de incendios buscan la rapidez y aportar la mayor cantidad de información acerca del tipo de incendio y del sector en el que se propaga, algunos de los sistemas que se utilizan en la actualidad son los siguientes [2].

Detección terrestre móvil, se trata del desplazamiento de vigilantes designados a un área dada, ya sea a pie o mediante un medio de transporte. Otra posibilidad de detección es mediante personas en puestos fijos elevados, donde un vigilante puede observar una amplia zona alrededor. De esta forma no se obtiene una vigilancia continua, ya que, no se cubren todas las zonas al mismo tiempo, y necesita de un amplio número de personal.

Detección aérea, basada en el uso de helicópteros para observar desde el aire. De esta forma se logra observar una amplia superficie a la vez que se obtiene una información precisa y fiable sobre la zona que se sobrevuela. El inconveniente más importante de este método es el gran coste económico que conlleva.

En zonas que carecen de los sistemas de detección anteriores, se utilizan satélites de órbita baja que proporcionan imágenes de lo que ocurre, aunque este método es lento debido al

tiempo entre pasadas del satélite y no proporciona el detalle que logran los métodos convencionales.

Otra posibilidad que reduce de forma significativa el número de personal necesario, es la utilización de cámaras, que retransmitan la información que captan a un puesto de mando.

De esta manera, y atendiendo a las necesidades y métodos anteriormente expuestos, mediante el desarrollo de este trabajo se busca proporcionar un método rápido, fiable y económico que logre proporcionar información precisa para la detección y localización de incendios. Se propone un sistema basado en la implementación de un vehículo no tripulado (UAV) capaz de sobrevolar con facilidad casi cualquier entorno y provisto de dos cámaras, una cámara convencional *RGB* y otra térmica. El UAV proporcionará imágenes áreas que serán procesadas mediante un algoritmo capaz de detectar el humo y el fuego usando las librerías de procesamiento de imágenes OpenCV.

Se busca lograr una detección temprana y una localización fiable y precisa de los posibles incendios en tiempo real desde una posición privilegiada y sin la necesidad de un alto coste económico.

El proyecto presenta la siguiente estructura, en el capítulo 2 se presentan los diferentes métodos y trabajos relacionados con la detección de humo y fuego consultados con anterioridad a la realización del mismo. En el capítulo 3 se presenta los fundamentos teóricos y la metodología del algoritmo propuesto con el objetivo de detectar humo y fuego. Este tercer capítulo se separa en dos partes, la primera de ellas consta del proceso seguido para la detección de humo a partir del procesamiento de imágenes proporcionadas por la cámara *RGB*. La segunda parte del tercer capítulo trata del proceso seguido para la detección de fuego a partir del procesamiento de imágenes proporcionadas por las cámaras *RGB* y térmica. El capítulo 4, experimentos y resultados, expone en primer lugar las plataformas y elementos empleados y necesarios en el desarrollo e implantación del algoritmo. En segundo lugar, establece las características ideales del escenario que se deben cumplir para el correcto funcionamiento del algoritmo, entre estas características se destacan como más importantes las del entorno, perspectiva de visión y la iluminación. Como último apartado del capítulo 4 se presentan los resultados obtenidos, tanto los fallos en la detección a causa de los diferentes incumplimientos de las condiciones establecidas como los resultados obtenidos en un escenario ideal. Por último, el capítulo 5 consta de la conclusión final del algoritmo logrado, teniendo en cuenta los objetivos propuestos y los resultados obtenidos, y de la propuesta de futuros trabajos como mejora y posibles ampliaciones del algoritmo de detección.

2. ESTADO DEL ARTE.

En la gran mayoría de los trabajos consultados con anterioridad a la realización del proyecto, los métodos llevados a cabo para la detección de humo y fuego convergen en dos premisas. Estas dos premisas principales se basan en el procesamiento de las imágenes haciendo uso de las características cromáticas y del movimiento identificable en la imagen.

En cuanto al humo se refiere, se han documentado diversos métodos y algoritmos utilizados en diferentes trabajos ya realizados. Como ya se ha mencionado con anterioridad, uno de los principales métodos utilizados se basa en el estudio del color que presentan las imágenes con el objetivo de identificar posibles candidatos a humo.

Algunos de los métodos de segmentación se basan en el uso del espacio de color *HSV*, a partir del cual se busca considerar como posibles candidatos a humo las zonas que presenten una Saturación (*S*) baja, como M. Altun y M. Celenk [3]. Otra característica utilizada en la identificación del humo mediante el color se da en el espacio de color *RGB*, en el que los tonos grisáceos disponen de una cantidad semejante de los tres componentes que lo forman ($R=G=B$), como realizan C. Yu, Z. Mei y X. Zhang en su estudio [4]. Otros trabajos, como el realizado por W. L. Li Jinlan, H. C. Zhang Ruliang y R. Yan [5] estudian la intensidad y la relación de las características cromáticas en el espacio de color *RGB*. Pero las características cromáticas no sirven por sí solas para identificar inequívocamente el humo, si no más bien para descartar áreas que no cumplen las condiciones.

Por ese motivo la mayoría de los trabajos consultados hacen uso del análisis del movimiento presente en la imagen para determinar las áreas de humo y también las de fuego.

Algunos de los trabajos que se han tenido presentes son los siguientes, el realizado por C. Yu, Z. Mei y X. Zhang [4], que hacen uso del método diferencial de Collins para detectar el movimiento. Otros métodos para el análisis de movimiento es el teorema de Greens, utilizado por M. Altun y M. Celenk [3] y el teorema de Lucas Kanade, del que hacen uso W. H. Li, B. Fu, L. C. Xiao, Y. Wang y P. X. Liu [6].

En el caso del trabajo de W. L. Li Jinlan, H. C. Zhang Ruliang y R. Yan [5] se utiliza un doble flujo óptico mediante la acumulación de vectores de movimiento con el objetivo de detectar el movimiento producido por el calor tanto en las columnas de humo, que presentan un movimiento vertical, como en el fuego, que presenta un movimiento aleatorio en sus llamas. Este análisis también busca la estabilidad de la intensidad a partir de su derivada temporal, ya que consideran que en el humo la variación de intensidad no sufre grandes variaciones.

Para el fuego en cuanto a lo que las características cromáticas de refiere y al contrario que en el humo, en el espacio *HSV* se puede localizar posibles candidatos a fuego segmentando las zonas con una elevada Saturación, como muestran C. Yu, Z. Mei y X. Zhang en su estudio [4].

Otro de métodos para identificar el fuego mediante el uso de las características cromáticas es el uso del espacio de color *OTHA*, como realizan M. Altun y M. Celenk [3] en su proyecto ya mencionado.

Aunque de igual forma que sucede en la detección de humo, tan solo teniendo en cuenta las características cromáticas presentes en la imagen, no es posible la detección fiable del fuego. Por ello, también es preciso en la detección de fuego el análisis de otras características como el movimiento descrito en la imagen. Alguno de los trabajos que hacen uso del movimiento para la identificación de las áreas de fuego ya han sido mencionados con anterioridad, como el propuesto por W. L. Li Jinlan, H. C. Zhang Ruliang y R. Yan [5] que defiende que se puede apreciar un movimiento descontrolado e irregular de las llamas producidas por el carácter del proceso de combustión.

Para la detección del fuego, a parte del análisis realizado a partir de cámaras convencionales, se ha tenido en cuenta la fiabilidad y precisión que una cámara térmica puede aportar al sistema de detección, pudiendo ser útil incluso en la detección de fuego no visible por diferentes causas del entorno. Un ejemplo del uso de este tipo de cámara en la detección de fuego es el trabajo de S. Noda y K. Ueda [7]

Algunos trabajos, como el realizado por C. Yu, Z. Mei y X. Zhang [4], como forma de verificación final ante los posibles candidatos a humo también hacen uso de bases de datos y redes neuronales para confirmar los candidatos a humo y fuego a partir de sus características.

Todos estos métodos con el objetivo de la detección de humo y fuego, se tienen en cuenta en el desarrollo del trabajado. Valorando tanto como los resultados obtenidos en la implementación de diferentes métodos como los requerimientos propios del trabajo realizado en relación con el entorno requerido y la capacidad de computo.

3. ALGORITMO PROPUESTO.

El algoritmo propuesto difiere en parte con la mayoría de los trabajos investigados antes de la realización del mismo, ya que para nuestro sistema de detección se hará uso de un UAV que se encontrará en movimiento casi constante y dispuesto en una posición elevada, lo que le proporciona una perspectiva diferente de los posibles colores y movimientos a observar.

El algoritmo ha sido implementado para realizar una detección de humo y fuego en espacios naturales, potencialmente amenazados por incendios forestales y para trabajar desde una visión aérea desde arriba en lugar de una perspectiva frontal del entorno.

De esta manera, en el caso de la detección de humo, se simplifica la segmentación por color, ya que se eliminan las imágenes frontales en las cuales pueden llevar a error por la presencia del horizonte en la imagen. Además de la segmentación haciendo uso de los espacios de color, se llevarán a cabo funciones para la detección de bordes con el fin de eliminar los objetos que presenten una significativa cantidad de bordes, ya que el humo suele presentar una textura homogénea y sin bordes.

3.1 Detección de humo.

A continuación se muestra un flujograma explicativo de la detección de humo.

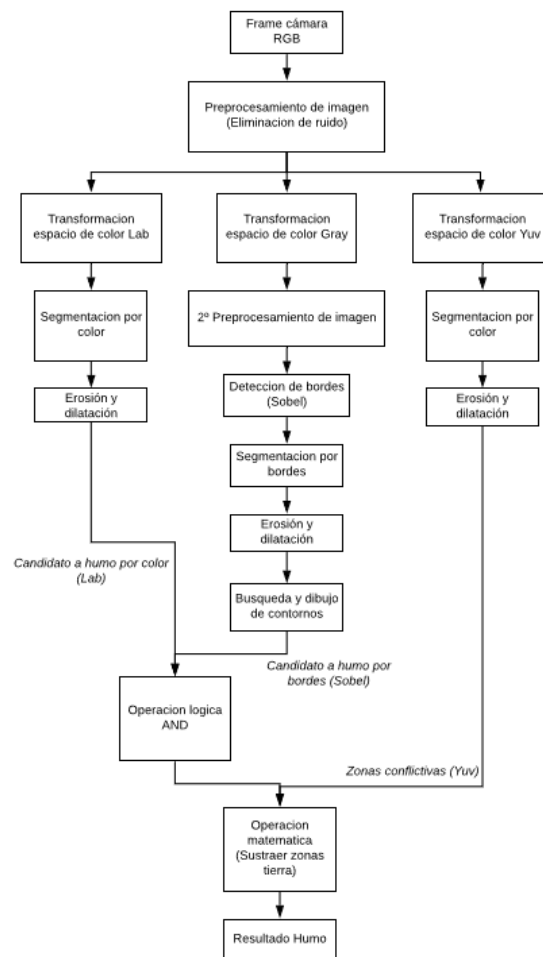


Fig. 3.1 Flujograma de detección de humo.

3.1.1 Color

Se van a procesar las imágenes captadas por la cámara *RGB* en dos espacios diferentes de color, cada proceso tendrá un objetivo.

Filtrado de imágenes preprocesamiento.

En primer lugar, se llevará a cabo un primer filtro pre procesado de las imágenes a tratar. Esto se realiza con el objetivo de eliminar todo el ruido posible que se encuentre en las imágenes obtenidas a través de la cámara. El ruido con el que nos encontremos puede ser de diferentes tipos [8].

Fundamentos teóricos:

- Ruido Gaussiano:

Este ruido produce pequeñas variaciones en la imagen, de tal manera que existen píxeles aislados que toman valores diferentes a los de sus vecinos. Puede ser debido a diferentes motivos, como perturbaciones en la señal de transmisión o ruido en los digitalizadores entre otros. A primera vista este ruido puede no apreciarse, pero podemos ver las variaciones antes mencionadas si restamos dos imágenes captadas sucesivamente, que en teoría deberían ser iguales.

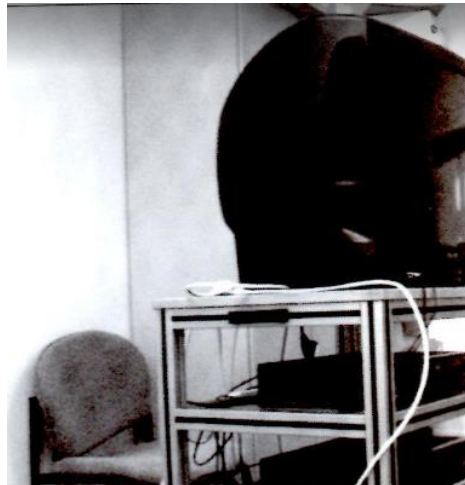


Fig. 3.2 Imagen original 1

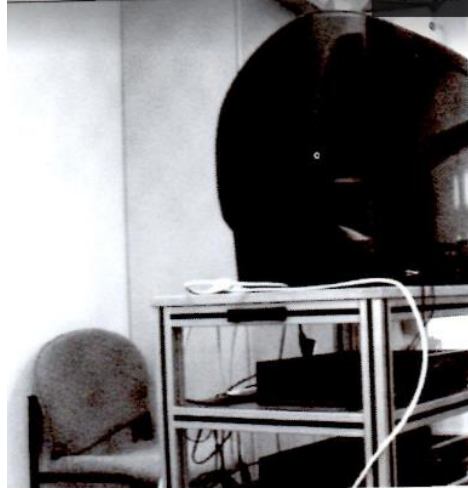


Fig. 3.3 Imagen original 2

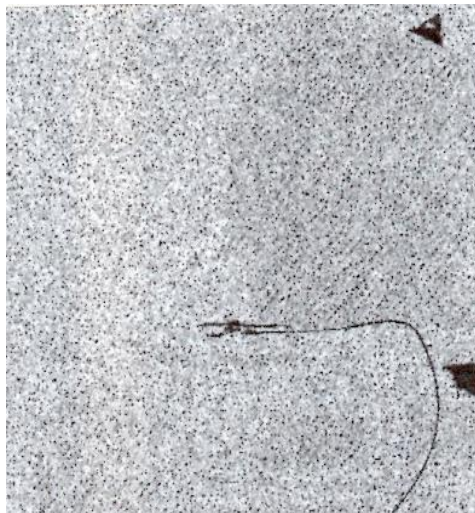


Fig. 3.4 Ruido gaussiano

Para la eliminación de este ruido se usará un filtro lineal espacial, filtros paso bajo para corregir y eliminar las variaciones en los niveles de gris en los píxeles de la imagen. En concreto se hará uso del filtro Gaussiano, que difuminará los colores presentes en la imagen consiguiendo una imagen más homogénea con un menor ruido.

Esto se consigue a partir de máscaras que intentan asemejarse a la forma descrita por una gaussiana.

$$G(x, y) = e^{-\frac{(x+y)^2}{2a^2}} \quad (3.1)$$

La máscara definida para cada imagen a tratar dependerá las características a nivel de pixel de la misma. Aunque los pixeles se vean afectados de forma más o menos significativa, al tratarse de ruido gaussiano, este siempre viene definido probabilísticamente por una distribución normal de media cero y la presencia de una desviación típica (σ).

Es esta desviación típica definida por los pixeles de la imagen, la que describe la máscara gaussiana. A continuación se pueden observar diferentes operadores de esta máscara dependiendo de distintas desviaciones típicas.

Si $\sigma = 0.391$

1	4	1
4	12	4
1	4	1

(3.2)

Si $\sigma = 0.625$

1	2	3	2	1
2	7	11	7	2
3	11	17	11	3
2	7	11	7	2
1	2	3	2	1

(3.3)

Si $\sigma = 1$ (primer cuadrante y fila central)

0	0	1	1	1
0	1	2	3	3
1	2	3	6	7
1	3	6	9	11
1	3	7	11	12

(3.4)

- Ruido impulsional:

Este ruido, también conocido como sal y pimienta, se produce cuando el valor de un pixel no tiene ninguna relación con su valor real. Los pixeles afectados por este tipo de ruido toman valores extremos, pasando a ser totalmente negros o totalmente blancos.



Fig. 3.5 Ruido impulsional

Debido a estos valores extremos, se obtiene mejores resultados al eliminar el ruido impulsional usando filtros no lineales.

En este caso se utilizará el filtro mediana, método en el que se define una ventana o máscara de $n \times n$ píxeles, que listen una secuencia impar de números. Posteriormente se calcula la mediana entre todos los valores de la misma, y este valor resultante será el nuevo valor del píxel.

De esta manera se lograría eliminar el ruido causado por valores erróneos que quedarían en el extremo de la lista de la máscara.

Dependiendo del objetivo a lograr y con el objetivo de preservar más a los bordes presentes en la imagen, se puede aplicar el filtro solo a número de píxeles de la imagen. Ya sea para favorecer la presencia de bordes verticales, horizontales o diagonales. Para ello se emplean máscaras de estilo como las siguientes.

$$\begin{array}{|c|c|c|} \hline & \times & \\ \hline \times & \times & \times \\ \hline & \times & \\ \hline \end{array} \quad \begin{array}{|c|c|c|} \hline \times & & \times \\ \hline & \times & \\ \hline \times & & \times \\ \hline \end{array} \quad (3.5)$$

El mayor aspecto negativo que presenta el operador mediana frente a los filtros lineales es que es más lento.

Trabajo realizado:

En primer lugar se aplicará un filtro lineal Gaussiano, se pretende disminuir el ruido de tipo gaussiano obteniendo una imagen con colores más homogéneos y fácil de analizar. La imagen de entrada será la original, la imagen destino la resultante del filtrado y el tamaño de la máscara utilizada 5×5 .

En esta imagen se puede apreciar el resultado tras aplicar el filtro.



Fig. 3.6 Imagen original



Fig. 3.7 Imagen tras filtro gaussiano

Transformación de los espacios de color:

Tras el primer filtrado de imágenes, se procederá a transformar la imagen a dos espacios diferentes de color. El espacio del color *Lab*, a partir del cual se identificará el mayor número de candidatos a humo mediante el color. Y el espacio *Yuv*, a partir del cual se pretende eliminar falsos positivos del humo ocasionados por colores tierra presentes en cultivos con poca saturación [8].

Fundamentos teóricos:

- Espacio de color *Lab*:

En este espacio de color, *L* indica la luminosidad, *a* hace referencia a la relación del color entre el rojo y el verde y por último, *b* hace referencia a la relación entre los colores amarillo y azul. Este espacio de color tiene las ventajas de que el

número posible de valores numéricos por cada pixel es menor, y es posible referenciar un número mayor de colores distintos.

Este espacio de color surge para solucionar problemas presentes en espacio de color como el *RGB* y el *HSI*, que ofrecen coeficientes de valor negativo para colores de una determinada longitud de onda y es fuente de errores en la comparación de un color monocromático con el blanco de referencia. Por este motivo se estableció un nuevo espacio de color, el *XYZ*.

Para transformar una imagen *RGB* a otra *XYZ* existen diferentes métodos regidos por distinta normativas, a continuación se muestra una de las más recientes a modo de ejemplo.

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,431 & 0,342 & 0,178 \\ 0,222 & 0,707 & 0,071 \\ 0,020 & 0,130 & 0,939 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \quad (3.6)$$

Calculadas las coordenadas *XYZ*, se pueden construir diferentes espacios de color, entre ellos el espacio de color *Lab* y *Lub*, definidos por el tono, cromatismo e intensidad del color.

Como ya se ha mencionado, *L* indica la luminosidad, *a* hace referencia a la relación del color entre el rojo y el verde y *b* hace referencia a la relación entre los colores amarillo y azul. Las ecuaciones que lo definen son establecidas a partir de la relación *Y/Yn*.

Si $Y/Y_n > 0.008856$

$$L^* = 116 \left(\frac{Y}{Y_n} \right)^{1/3} - 16 \quad (3.7)$$

$$a^* = 500 \left(\left(\frac{X}{X_n} \right)^{1/3} - \left(\frac{Y}{Y_n} \right)^{1/3} \right) \quad (3.8)$$

$$b^* = 200 \left(\left(\frac{X}{X_n} \right)^{1/3} - \left(\frac{Z}{Z_n} \right)^{1/3} \right) \quad (3.9)$$

Si $Y/Y_n < 0.008856$

$$L^* = 903,3 \frac{Y}{Y_n} \quad (3.10)$$

$$a^* = 7,87 \left(\frac{X}{X_n} - \frac{Y}{Y_n} \right) \quad (3.11)$$

$$b^* = 7,87 \left(\frac{Y}{Y_n} - \frac{Z}{Z_n} \right) \quad (3.12)$$

- Espacio de color Yuv :

El modelo Yuv forma el espacio de color con una componente de luminancia, Y en este caso, y dos componentes de crominancia, u y v .

Este espacio de color necesita del cálculo de la luminancia Y a partir de la expresión fundamental y la elección de los colores primarios y el nivel de referencia de blanco.

$$Y = 0,30R + 0,59G + 0,11B \quad (3.13)$$

Las señales de crominancia son el resultado de restar a las señales primarias la luminancia Y . Obteniendo un total de cuatro señales, despreciando la relación G - Y al ser la de menor relación. A continuación se muestran las dos posibles ecuaciones.

$$\begin{bmatrix} Y \\ U \\ V \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,299 & 0,587 & 0,114 \\ 0,147 & -0,289 & 0,436 \\ 0,615 & -0,515 & -0,100 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \quad (3.14)$$

$$U = 0,493(B - Y) \quad (3.15)$$

$$V = 0,877(R - Y)$$

Trabajo realizado:

Se realiza la transformación de espacio de color para la imagen preprocesada en el espacio de color RGB , al espacio de color Lab , siendo el nombre de la imagen destino *frame_Lab2*.

A continuación se puede observar la misma imagen en el espacio de color usado en la transformación.



Fig. 3.8 Imagen en espacio de color Lab

Se realiza la transformación de espacio de color para la imagen preprocesada en el espacio de color RGB , al espacio de color Yuv , siendo el nombre de la imagen destino *yuv_humo*.

A continuación se puede observar la misma imagen en el espacio de color usado en la transformación.



Fig. 3.9 Imagen en espacio de color Yuv

Segundo filtrado de imágenes:

Tras realizar las correspondientes transformaciones para el espacio de color, es preciso volver a realizar los filtrados pertinentes para la eliminación del ruido. De esta manera, en cada una de las nuevas imágenes se repetirá de la misma forma que anteriormente las funciones para realizar el filtro mediana y el filtro gaussiano.

Segmentación por color:

Tras disponer de cada una de las imágenes en el espacio de color deseado y haber aplicado los filtros necesarios para disminuir el efecto ocasionado por el ruido, se procederá a

evaluar cada componente de los diferentes espacios de color, con el objetivo de segmentar la imagen, obteniendo solo aquellas partes de la imagen que cumplan las condiciones establecidas para todas y cada una de las componentes que conforman su correspondiente espacio de color.

Como se ha mencionado anteriormente, en la imagen en espacio *Lab* se buscará las zonas candidatas a humo. Para ello se establecerán los siguientes parámetros límite en los diferentes componentes del espacio *Lab*. A continuación se muestra la operación realizada con cada pixel de la imagen de entrada, que se evalúa respectado a unas constantes de umbral mínimo y máximo en cada coordenada del espacio de color correspondiente para definir la imagen resultado [9].

$$\text{Resultado}(I) = \text{Mínimo}(I)_0 \leq \text{Entrada}(I)_0 \leq \text{Máximo}(I)_0 \quad (3.16)$$

A continuación se puede observar el código expresado matemáticamente, donde $P(x, y)$ es cada pixel de la imagen y L , a y b corresponden con las componentes del espacio de color.

$$P(x, y) = \begin{cases} 255 & 88 < L < 255 \quad \& \& \quad 120 < a < 141 \quad \& \& \quad 0 < b < 150 \\ 0 & \text{else} \end{cases} \quad (3.17)$$

Por último podemos observar el resultado de la función, las zonas en rojo son las consideradas como candidatos a humo, mientras que las zonas no coloreadas quedan descartadas como candidatos a humo.



Fig. 3.10 Imagen original



Fig. 3.11 Zonas candidatas a humo tras segmentación en espacio de color Lab

De manera independiente a lo anterior, en la imagen en el espacio de color *Yuv* se llevará a cabo una segmentación con el objetivo de determinar zonas de color tierra. Estas zonas por su semejanza con el color de humo, en la segmentación en el espacio *Lab* dan cabida a falsos positivos. Para ello se establecerán los siguientes parámetros límite en los diferentes componentes del espacio *Yuv*.

A continuación se puede observar el código expresado matemáticamente, donde $P(x, y)$ es cada pixel de la imagen e Y, u y v corresponden con las componentes del espacio de color.

$$P(x, y) = \begin{cases} 255 & 0 < Y < 255 \quad \& \& \quad 0 < u < 115 \quad \& \& \quad 140 < v < 255 \\ 0 & \text{else} \end{cases} \quad (3.18)$$

Por último podemos observar el resultado de la función, las zonas en rojo son las consideradas como zonas de tierra, y más adelante quedarán descartadas como candidatos a humo.



Fig. 3.12 Imagen original



Fig. 3.13 Zonas candidatas a humo tras segmentación en espacio de color Lab



Fig. 3.14 Zonas tierra detectadas tras segmentación en espacio de color Yuv

Erosión y dilatación:

Se tratan de dos operaciones a nivel de pixel de la imagen, que pueden combinarse de diferentes formas para lograr diversos objetivos. Por ejemplo reducir falsos positivos de pequeño tamaño [8].

Fundamentos teóricos:

- Erosión:

Se trata de una degradación progresiva de uno de los campos de una imagen binaria a partir de un elemento estructural. Este elemento estructural se pasa sobre el contorno del objeto con el objetivo de disminuir el tamaño de forma iterativa del campo en cuestión. Si el tamaño del campo a dilatar es muy pequeño, este acabará por desaparecer convirtiéndose en el campo opuesto.

La función erosiona la imagen de origen utilizando el elemento de estructuración especificado que determina la forma de un vecindario de píxeles sobre el cual se toma el mínimo [10].

$$\text{Resultado}(x, y) = \underset{(x', y') : \text{element}(x', y') \neq 0}{\text{mínimo}} \text{Entrada}(x + x', y + y') \quad (3.19)$$

A continuación se pueden apreciar los efectos de la erosión en un ejemplo gráfico en el que se puede observar un elemento estructural de forma circular, una imagen original y el resultado tras el proceso de erosión.

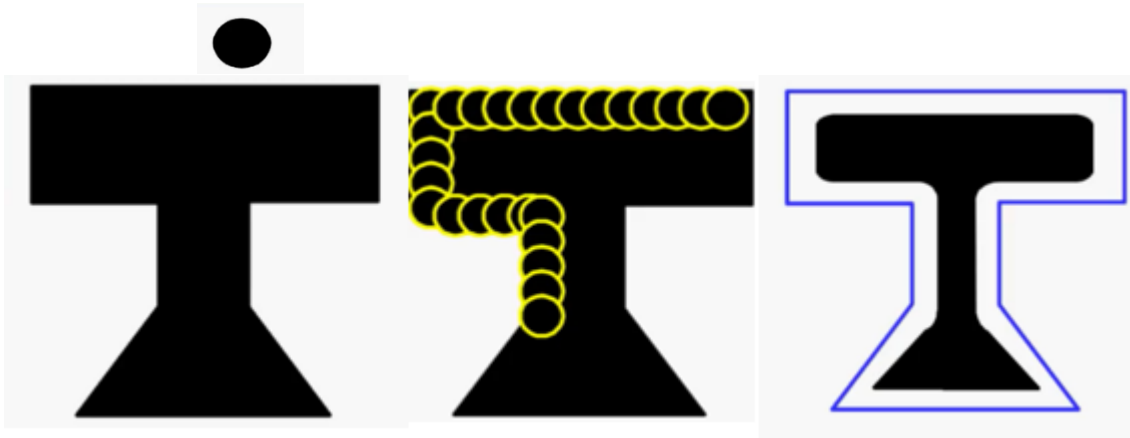


Fig. 3.15 Proceso de erosión.

- Dilatación:

Se trata de la transformación dual de la erosión, consiste en un crecimiento progresivo de uno de los campos de una imagen binaria a partir de un elemento estructural. Este elemento estructural se pasa sobre el contorno del objeto con el objetivo de aumentar el tamaño de forma iterativa del campo en cuestión.

La función dilata la imagen de origen utilizando el elemento de estructuración especificado que determina la forma de un vecindario de píxeles sobre el cual se toma el máximo [11].

$$\text{Resultado}(x, y) = \underset{(x', y') : \text{element}(x', y') \neq 0}{\text{máximo}} \text{Entrada}(x + x', y + y') \quad (3.20)$$

A continuación se pueden apreciar los efectos de la erosión en un ejemplo gráfico en el que se puede observar un elemento estructural de forma circular, una imagen original y el resultado tras el proceso de dilatación.

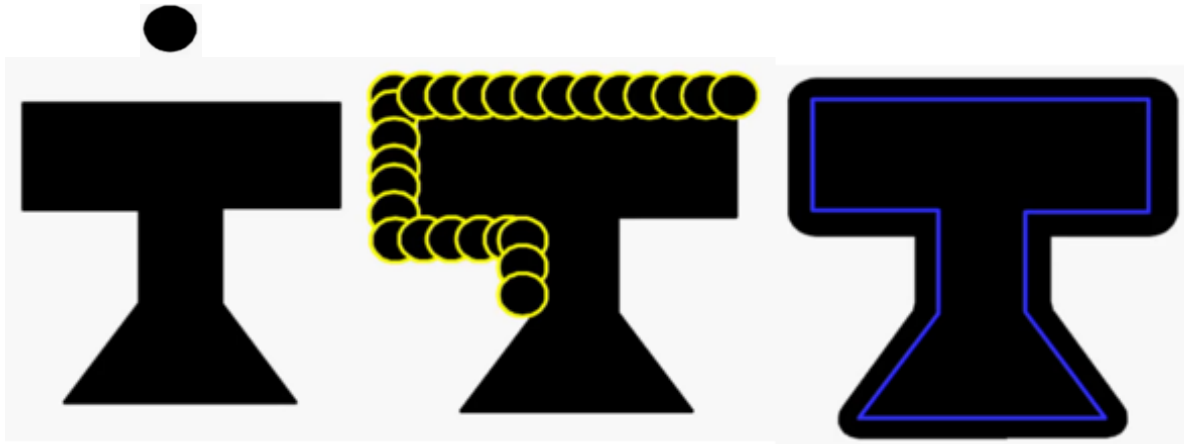


Fig. 3.16 Proceso de dilatación.

Trabajo realizado:

Los procedimientos de erosionar y dilatar una imagen binaria, por este orden, tienen el objetivo de eliminar pequeños falsos positivos que se han producido en la segmentación en el espacio de color *Lab*. De esta manera se pretende que los elementos más pequeños y aislados de la segmentación por color desaparezcan al ser erosionados. A continuación se procede a la dilatación para que los elementos que han disminuido su área durante la erosión recuperen las zonas que han perdido anteriormente y vuelvan a su tamaño original.

En las siguientes imágenes se pueden observar los resultados del proceso, desde la segmentación original, tras la erosión, y finalmente, tras la dilatación.



Fig. 3.17 Imagen original



Fig. 3.18 Zonas candidatas a humo tras segmentación en espacio de color Lab



Fig. 3.19 Zonas candidatas a humo erosión



Fig. 3.20 Zonas candidatas a humo dilatación

3.1.2 Detección de bordes.

Se va a realizar una detección de bordes usando técnicas basadas en el gradiente, con el fin de descartar las zonas con bordes pronunciados de los candidatos a humo.

Filtrado de imágenes preprocesamiento

En primer lugar, como ya se hizo con las imágenes que posteriormente iban a ser procesadas mediante su color, se lleva a cabo un primer filtrado de la imagen que será usada para la determinación de bordes. En este primer filtrado solo se aplicará a la imagen un filtro mediana con tamaño de máscara 3x3. Este tipo de filtro no lineal ya ha sido explicado en apartados anteriores.

De esta manera conseguimos eliminar el posible ruido impulsional existente en la imagen sin suavizar demasiado los bordes presentes en la misma al no utilizar un filtro gaussiano.



Fig. 3.21 Imagen original



Fig. 3.22 Imagen tras filtro mediana

Transformación del espacio de color:

Para la posterior detección de bordes, se transformará la imagen a escala de grises en espacio de color *Gray*.

En esta parte se estudiará la conversión de una imagen en color a escala de grises, el equivalente a la luminancia de la imagen. El cálculo del equivalente blanco y negro (escala de grises) de la imagen debe realizarse como una media ponderada de las distintas componentes de color de cada pixel. A continuación se muestra la fórmula matemática que efectúa la transformación de espacio de color.

$$Y = 0,3R + 0,59G + 0,11B \quad (3.21)$$

En las siguientes imágenes se puede observar el resultado del proceso de transformación de la imagen a escala de grises.



Fig. 3.23 Imagen original



Fig. 3.24 Imagen en espacio de color Gray

Segundo filtrado de imagen:

Tras convertir la imagen a escala de grises, se procederá a efectuar un segundo filtrado para disminuir el posible ruido ocasionado en el proceso. Esta vez se realizará un filtro gaussiano con un tamaño de mascara 5x5 cuyo proceso ya ha sido explicado anteriormente. Es necesario utilizar un filtro paso bajo antes de usar un método de detección de bordes, ya que estos se basan en filtros paso alto que potenciarían el ruido existente de no ser eliminado antes.

A continuación, se puede observar la imagen antes y después de realizar este segundo filtrado en el espacio de color *Gray*.



Fig. 3.25 Imagen en espacio de color Gray



Fig. 3.26 Imagen en espacio de color Gray tras filtro gaussiano

Detección de bordes:

El objetivo de esta parte del algoritmo es analizar la textura de la imagen, la rugosidad de la misma para poder determinar zonas que dada su elevada rugosidad se pueden eliminar

como candidatas a humo. Una gran ventaja de estos métodos es que son inmunes a las variaciones de iluminación [8].

Fundamentos teóricos:

Para el uso de técnicas basadas en el gradiente con el objetivo de determinar los bordes en una imagen, es importante obtener una aproximación del concepto de derivada para espacios discretos. Generalmente esto se basa en el cálculo de diferencias entre píxeles vecinos, estas diferencias se pueden aplicar en direcciones determinadas de la imagen, como vertical u horizontal, o en todas las direcciones de forma global.

Se define el operador gradiente G sobre una imagen $g(x, y)$ de la siguiente manera:

$$\nabla f(x, y) = \begin{bmatrix} G_x & G_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f}{\partial x} & \frac{\partial f}{\partial y} \end{bmatrix} \quad (3.22)$$

El vector del gradiente establece la variación máxima de intensidad para un píxel $P(x, y)$. Por ello es preciso conocer el módulo y dirección. Por motivos de coste computacional, el módulo es habitualmente simplificado a la suma de los valores absolutos de las componentes en cada dirección, de esta manera no se consigue un resultado exacto, pero los resultados obtenidos no distan mucho de lo esperado.

$$|\nabla f| = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \quad (3.23)$$

$$\angle \nabla f = \arctan\left(\frac{G_y}{G_x}\right) \quad (3.24)$$

Esto se puede representar por las siguientes máscaras:

$$G_x = \frac{\Delta f}{\Delta x} \quad \begin{bmatrix} -1 & 1 \end{bmatrix} \quad (3.25)$$

$$G_y = \frac{\Delta f}{\Delta y} \quad \begin{bmatrix} -1 \\ 1 \end{bmatrix} \quad (3.26)$$

En cambio, al ser máscaras que solo tienen en cuenta la información de dos píxeles vecinos, estas son muy sensibles al ruido y no son muy utilizadas en la actualidad. Por ese motivo surgieron otras máscaras que al tener en cuenta un número mayor de píxeles presentaban una menor sensibilidad al ruido.

Entre estas máscara podemos encontrar el operador de *Roberts*, basado en un entorno de vecindad 2×2 , aunque mejora los resultados obtenidos con el método anterior y requiere poco capacidad de computación, sigue siendo sensible al ruido.

$$\begin{array}{|c|c|} \hline 0 & -1 \\ \hline 1 & 0 \\ \hline \end{array}
\begin{array}{|c|c|} \hline -1 & 0 \\ \hline 0 & 1 \\ \hline \end{array}
\quad (3.27)$$

Con el objetivo de disminuir esta sensibilidad al ruido, surge el gradiente de *Prewitt*, que trabaja en un entorno de vecindad 3x3, lo que le hace menos sensible al ruido al no depender tanto de las variaciones locales de los niveles de pixel. Los dos núcleos en los que se basa el gradiente de *Prewitt* buscan identificar las variaciones horizontales y verticales como se puede apreciar en las siguientes imágenes.

$$\begin{array}{|c|c|c|} \hline -1 & 0 & 1 \\ \hline -1 & 0 & 1 \\ \hline -1 & 0 & 1 \\ \hline \end{array}
\begin{array}{|c|c|c|} \hline -1 & -1 & -1 \\ \hline 0 & 0 & 0 \\ \hline 1 & 1 & 1 \\ \hline \end{array}
\quad (3.28)$$

El gradiente de *Sobel*, uno de los más utilizado en la práctica, se basa en el gradiente de *Prewitt* ya presentado antes. Este tiene como característica principal que da más valor a los bordes horizontales y verticales mediante un valor de 2 en los pixeles de conectividad 4, como se puede ver en la siguiente imagen que representa los núcleos de convolución del gradiente de *Sobel*.

$$\begin{array}{|c|c|c|} \hline -1 & 0 & 1 \\ \hline -2 & 0 & 2 \\ \hline -1 & 0 & 1 \\ \hline \end{array}
\begin{array}{|c|c|c|} \hline -1 & -2 & -1 \\ \hline 0 & 0 & 0 \\ \hline 1 & 2 & 1 \\ \hline \end{array}
\quad (3.29)$$

Con este simple cambio se consigue unos bordes más fieles a la representación real, estos es gracias a la mayor importancia dada a las variaciones locales.

Por último, el operador más efectivo es el *Isotrópico* en cuanto a la detección de bordes. El inconveniente de este operador es que está basado en números decimales, lo que conlleva un gran aumento del coste computacional cuando se tratan un gran número de imágenes. En las siguientes imágenes se puede observar los núcleos de convolución de este operador.

$$\begin{array}{|c|c|c|} \hline -1 & 0 & 1 \\ \hline -\sqrt{2} & 0 & \sqrt{2} \\ \hline -1 & 0 & 1 \\ \hline \end{array}
\begin{array}{|c|c|c|} \hline -1 & -\sqrt{2} & -1 \\ \hline 0 & 0 & 0 \\ \hline 1 & \sqrt{2} & 1 \\ \hline \end{array}
\quad (3.30)$$

Teniendo en cuenta todas las técnicas de detección de bordes basadas en el gradiente, se ha decidido utilizar el operador de *Sobel*, al considerar que proporciona unos resultados más que aceptables y presenta la gran ventaja de no requerir un coste computacional excesivo. Esta ventaja es de gran importancia, ya que para este algoritmo se busca un procesamiento de alarma temprana para el humo y fuego que sea lo más próximo posible a un procesamiento en tiempo real.

Este procedimiento se realizará independientemente para el gradiente en X y el gradiente en Y. Esto se definirá dependiendo de los valores que se les dé a los parámetros que indican la derivada que se utilizará para el proceso en cada eje.

Tras calcular los gradientes para cada dirección, se utilizará la función que calcula la magnitud de los dos vectores formados a partir de los elementos correspondientes de las matrices X e Y.

Trabajo realizado:

Se procederá a realizar la detección de bordes con el método basado en el gradiente de *Sobel*, ya que se considera la técnica con relación entre resultados y rapidez más adecuada para el objetivo del algoritmo.

A continuación se pueden observar el resultado de las funciones implementadas en el código para cada dirección X e Y.



Fig. 3.27 Imagen en espacio de color Gray

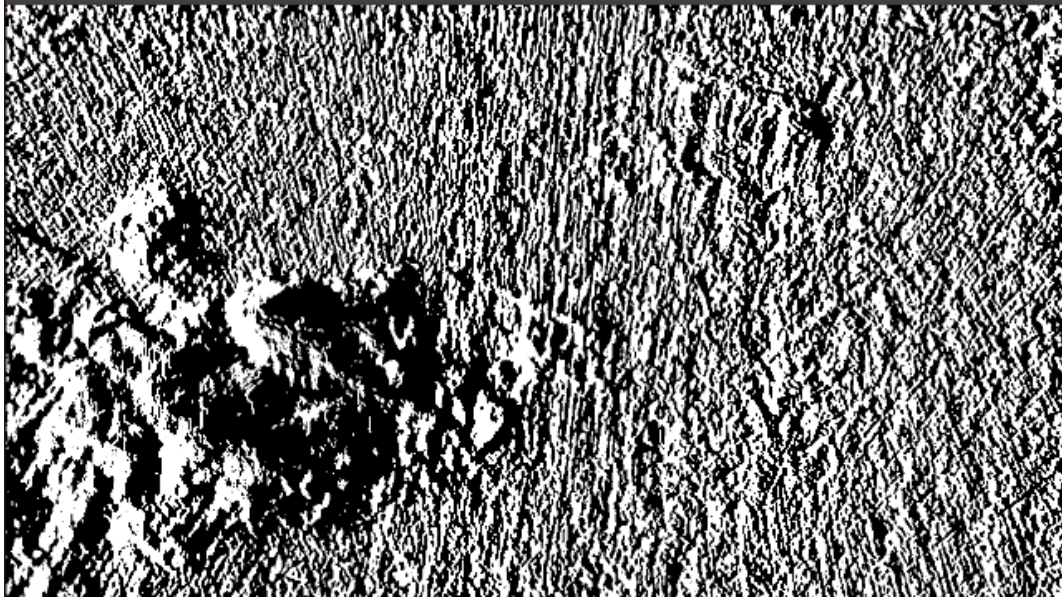


Fig. 3.28 Detección bordes dirección Y

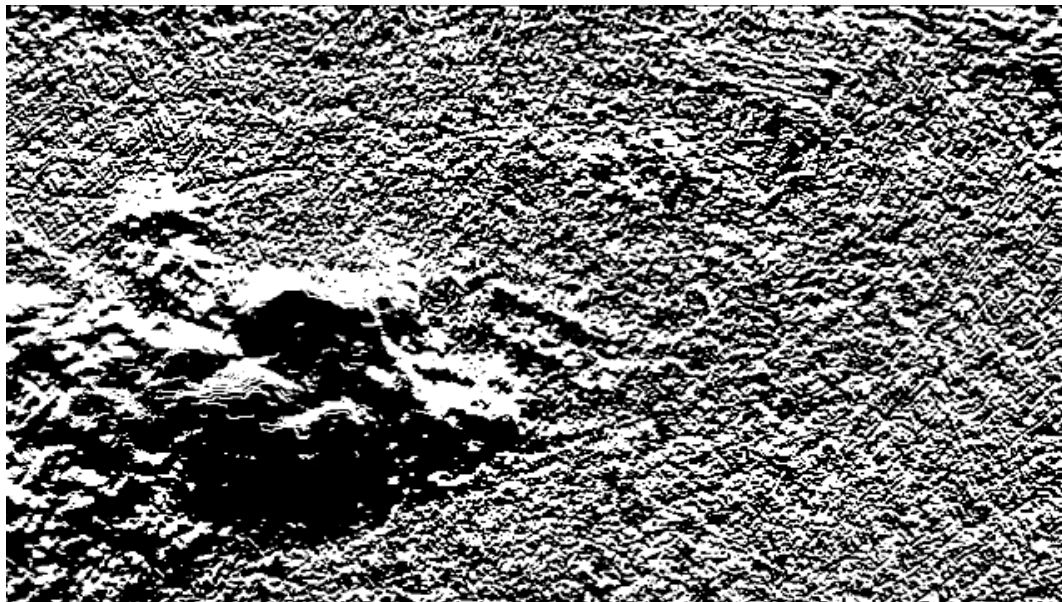


Fig. 3.29 Detección bordes dirección X

En los resultados obtenidos se puede observar cómo en las zonas de humo se denota una mayor ausencia de rugosidad, encontrando una textura más homogénea y uniforme.

Tras obtener los resultados de gradiente en X e Y, se procede a calcular la magnitud entre los dos vectores y a realizar un filtro gaussiano para homogeneizar los resultados obtenidos mediante una máscara 5x5, cuyo proceso ya ha sido explicado anteriormente.

Obteniendo los siguientes resultados.



Fig. 3.30 Imagen tras función magnitud

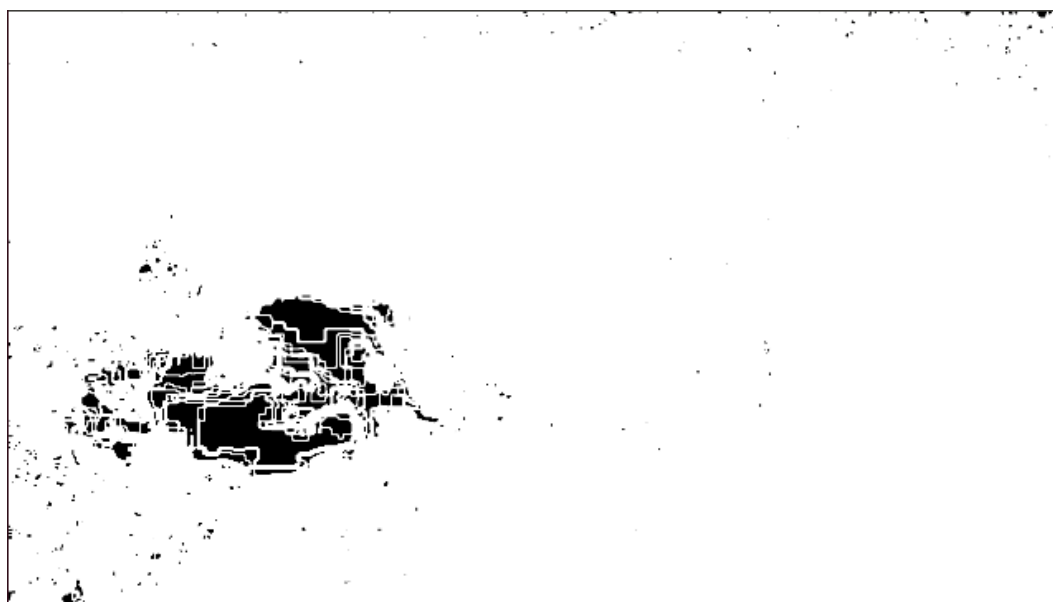


Fig. 3.31 Imagen magnitud tras aplicar filtro gaussiano

En el resultado final se observa que en las zonas con humo es donde encontramos la mayor ausencia de bordes, diferenciando también las zonas más densas y menos densas de humo por medio del mismo método.

Segmentación por bordes:

A continuación se llevará a cabo una segmentación con el objetivo de eliminar de la detección los bordes, conservando tan solo las zonas más homogéneas y de textura menos rugosa. Para ello se hará uso de una segmentación teniendo en cuenta las superficies con una densidad reducida en cuanto a la presencia de bordes que serán consideradas candidatas a humo por su textura homogénea.

El resultado obtenido tras la segmentación de la imagen se puede observar en las siguientes imágenes.



Fig. 3.32 Imagen original



Fig. 3.33 Detección de humo mediante segmentación de bordes

Erosión y dilatación:

Los procedimientos, ya explicados, de erosionar y dilatar una imagen binaria, por este orden, tienen el objetivo de eliminar pequeños falsos positivos que se han producido en la segmentación por color. De esta manera se pretende que los elementos más pequeños y aislados de la segmentación por color desaparezcan al ser erosionados. A continuación se procede a la dilatación para que los elementos que han disminuido su área durante la erosión recuperen las zonas que han perdido anteriormente y vuelvan a su tamaño original.

En las siguientes imágenes se pueden observar los resultados del proceso, desde la segmentación original, tras la erosión, y finalmente, tras la dilatación.



Fig. 3.34 Imagen original



Fig. 3.35 Detección erosionada



Fig. 3.36 Detección dilatada

Tras el proceso de erosión y dilatación se observa como un gran número de los falsos positivos han sido eliminados de la detección.

Búsqueda de contornos

En la siguiente parte del algoritmo se va a proceder a la búsqueda de contornos de los candidatos a humo detectados por en la segmentación por bordes. Esta búsqueda tiene el objetivo de eliminar las detecciones que presentan un contorno más reducido y de esta manera eliminar un mayor número de falsos positivos de la detección [12].

Fundamentos teóricos:

Para la búsqueda de contornos en la detección realizada a partir de los bordes y textura de la imagen, se va a hacer uso de la función de búsqueda de contornos. Esta función encuentra los contornos existentes en una imagen binaria.

Tras encontrar los diferentes contornos presentes en la imagen binaria, se utilizará la función encargada de rellenar los contornos de interés detectados en función del tamaño de los mismos.

Trabajo realizado:

Se realizará la búsqueda de todos los contornos existentes en la detección de humo mediante segmentación por bordes. Para ello buscaremos los contornos existentes en la imagen binaria segmentada tras la detección de bordes, guardando los contornos encontrados en el vector de puntos.

El modo de recuperación de contornos utilizado recupera todos los contornos sin establecer ninguna relación jerárquica y el método de aproximación de contorno será sondear todos los puntos del contorno.

Tras almacenar todos los contornos existentes en la imagen, se procederá a rellenar los contornos que se consideren significativos teniendo en cuenta el tamaño de los mismos.

Estos contornos serán dibujados en una nueva imagen de tipo binario mediante la función encargada de dibujarlos. A continuación se muestra el pseudocódigo que determina los contornos a dibujar dependiendo de su tamaño.

```
Variables:  Imagen_Contorno;  Imagen_entrada;  Vector_contorno;
Entero x

Crear Imagen_Contorno;
FOR (x = 0, tamaño (Imagen_entrada), x++)
    IF (tamaño (vector_contorno) > 250)
        Dibujar_Contorno (vector_contorno, Imagen_Contorno);
    END
END
```

Tras efectuar la búsqueda y dibujar los contornos que se han considerado significativos se obtienen los siguientes resultados.



Fig. 3.37 Imagen original



Fig. 3.38 Contornos dibujados

Tras dibujar los contornos seleccionados, se lleva a cabo una erosión y dilatación con el objetivo de redondear el resultado de la detección mediante los procedimientos ya expuestos.



Fig. 3.39 Erosión de contornos



Fig. 3.40 Dilatación de contornos

3.1.3 Operaciones lógicas y matemáticas.

Se hará uso de las operaciones lógicas y matemáticas necesarias con el objetivo de partir de los resultados parciales obtenidos en los procesos anteriores y conseguir un resultado final con las características de ser rápido y fiable [8] [13].

Operaciones lógicas.

Fundamentos teóricos.

Estas funciones lógicas se emplean operando entre píxeles de dos imágenes diferentes que tiene la misma posición. De esta manera podemos diferenciar las siguientes cuatro operaciones lógicas.

- AND: Para que el valor del píxel resultado de la función sea verdadero, los dos píxeles de las imágenes de entrada en la función deben ser verdaderos. En cualquier otro caso el resultado será falso.
- OR: Para que el valor del píxel resultado de la función sea verdadero, uno o los dos píxeles de las imágenes de entrada en la función deben ser verdaderos. En caso de que los dos píxeles de las imágenes de entradas sean falsos, el píxel resultado será falso también.
- NOT: Esta función se efectúa sobre una única imagen, de la que obtendremos el resultado inverso de cada uno de los píxeles que la conforman. De esta manera todos los píxeles falsos pasarán a ser positivos y viceversa.
- XOR: Para que el valor del píxel resultado de la función sea verdadero, uno de los dos píxeles de las imágenes de entrada en la función debe ser verdadero. En el caso de que los dos sean verdaderos o falsos, el resultado del píxel de salida será falso.

Trabajo realizado:

Mediante la función lógica *AND* se pretende determinar los píxeles donde convergen los dos métodos principales implementados en el algoritmo para la detección del humo. El primero de estos métodos es el realizado mediante la segmentación por color en el espacio *Lab*. El segundo es el realizado mediante la segmentación por bordes en el espacio de color *Gray*.

Se llevara a cabo la función *AND* para obtener el resultado de los píxeles coincidentes entre la imagen candidata a humo tras su procesado del color y la candidata tras su procesado de textura, y de esta manera obtener un resultado más fiable del humo detectado.

A continuación se puede observar los resultados obtenidos antes y después del uso de la función *AND*.



Fig. 3.41 Imagen original



Fig. 3.42 Detección de humo en espacio Lab



Fig. 3.43 Contornos detectados



Fig. 3.44 Detección resultado de la función AND



Fig. 3.45 Imagen original

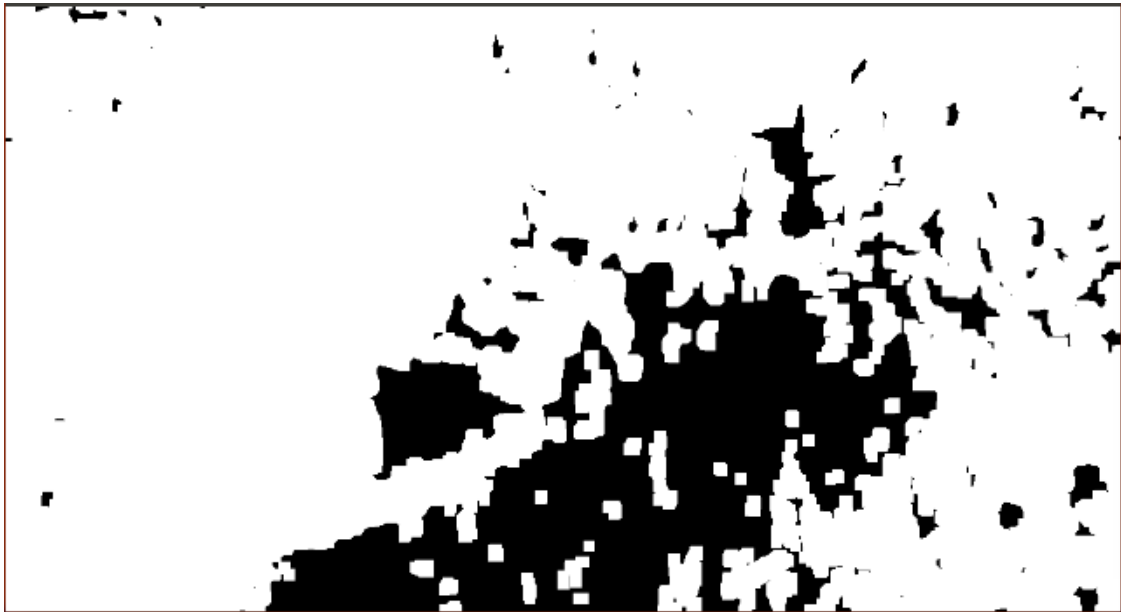


Fig. 3.46 Detección de humo en espacio Lab



Fig. 3.47 Contornos detectados

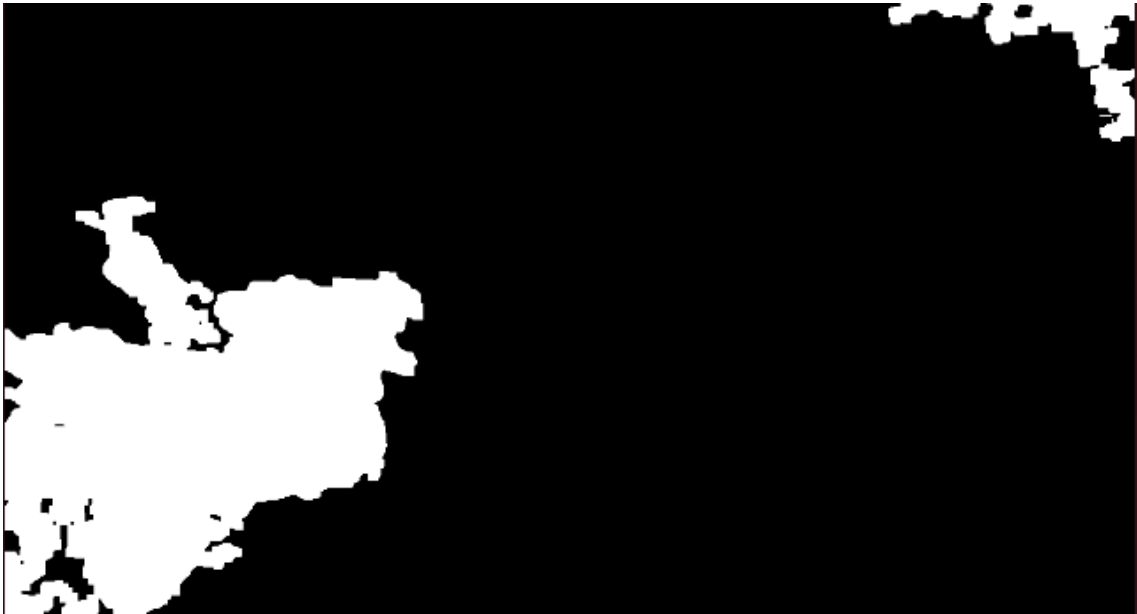


Fig. 3.48 Detección resultado de la función AND

Posteriormente se realiza una erosión y dilatación de la imagen obtenida.

Operaciones matemáticas:

Fundamentos teóricos:

Estas operaciones se realizan operando entre píxeles de dos imágenes diferentes que tiene la misma posición. De esta manera podemos diferenciar las siguientes cuatro operaciones matemáticas.

- Suma
- Resta
- Multipliación
- División

Trabajo realizado:

En esta parte se va a utilizar una de las operaciones aritméticas anteriores, la resta. Se va a utilizar con el objetivo de sustraer una parte de la imagen binaria resultado de la operación lógica *AND*, las zonas a sustraer viene definidas por la imagen binaria resultado de la segmentación en espacio de color *Yuv*.

A continuación se pueden apreciar los resultados obtenidos tras sustraer las zonas detectadas en la imagen mencionada.



Fig. 3.49 Imagen original



Fig. 3.50 Imagen de candidatos a humo antes de sustraer las zonas detectadas en el espacio Yuv



Fig. 3.51 Zonas a sustraer detectadas mediante segmentación en espacio Yuv



Fig. 3.52 Detección resultado de la resta de imágenes



Fig. 3.53 Imagen original



Fig. 3.54 Imagen de candidatos a humo antes de sustraer las zonas detectadas en el espacio Yuv

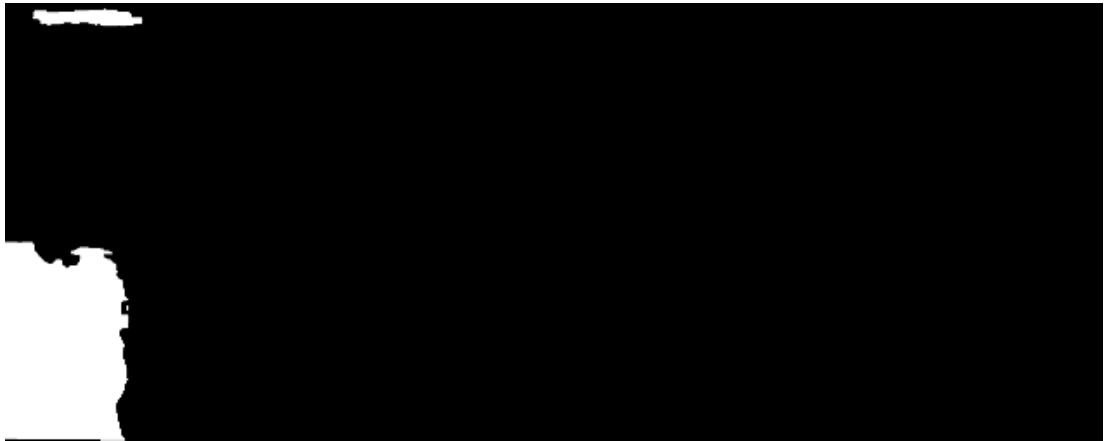


Fig. 3.55 Zonas a sustraer detectadas mediante segmentación en espacio Yuv



Fig. 3.56 Detección resultado de la resta de imágenes

3.2 Detección de fuego.

Para la detección de fuego, además de la ya mencionada segmentación por color en los diferentes espacios, se hará uso de una cámara térmica que proporcione la información necesaria para determinar si un candidato a fuego realmente lo es, o no.

A continuación se muestra un flujograma explicativo de la detección de fuego

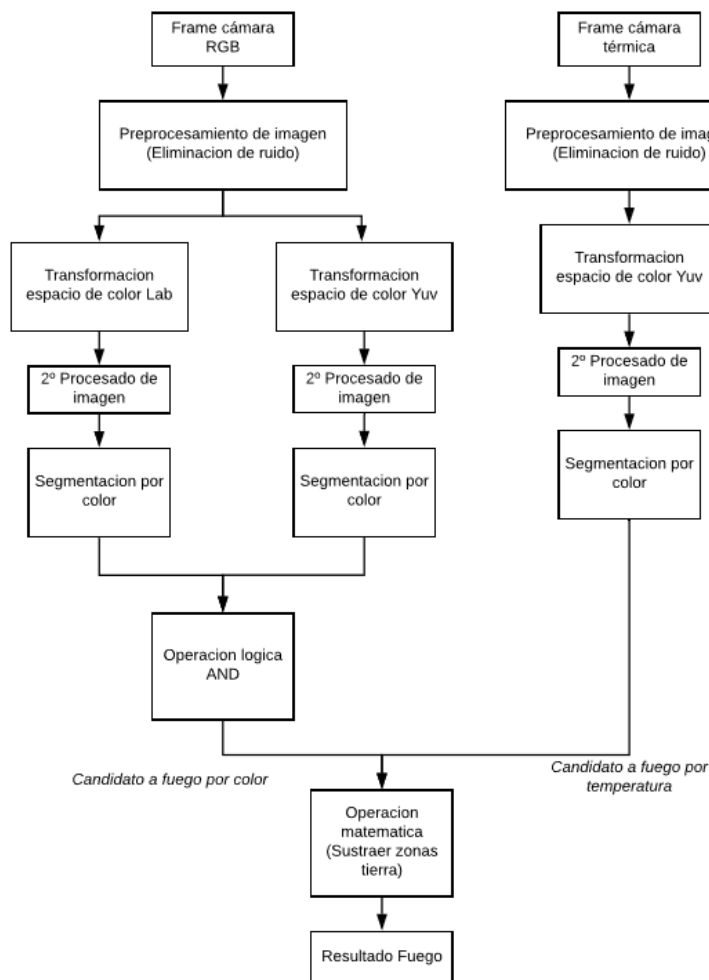


Fig. 3.57 Flujograma de detección de fuego.

3.2.1 Cámara RGB

Se van a procesar las imágenes captadas por la cámara RGB en dos espacios diferentes de color, con el objetivo de lograr una detección fiable y precisa del fuego sin necesidad de depender de la cámara térmica.

Filtrado de imágenes preprocesamiento

En primer lugar, se llevará a cabo un primer filtro preprocesado de las imágenes a tratar. Esto se realiza con el objetivo de eliminar todo el ruido posible que se encuentre en las imágenes obtenidas a través de la cámara RGB.

Trabajo realizado:

Se aplicará un filtro lineal Gaussiano, con el que se pretende disminuir el ruido de tipo gaussiano obteniendo una imagen con colores más homogéneos y fácil de analizar. La imagen de entrada será la que nos proporciona la cámara RGB y el tamaño de la máscara utilizada 5x5.

De esta manera obtenemos un resultado similar al del preprocesamiento de imágenes en la detección de humo.



Fig. 3.58 Imagen original



Fig. 3.59 Imagen tras filtro gaussiano

Transformación de los espacios de color:

Tras el primer filtrado de imágenes, se procederá a transformar la imagen a dos espacios diferentes de color. El espacio del color *Lab*, y el espacio *Yuv*, a partir de los cuales se pretende determinar las zonas candidatas a fuego. Se utilizan estos dos espacios de color diferentes ya explicados para conseguir eliminar falsos positivos en la detección.

Trabajo realizado:

Se realiza la transformación de espacio de color para la imagen preprocesada perteneciente al espacio de color *RGB*, al espacio de color *Lab*.

A continuación se puede observar la misma imagen en el espacio de color usado en la transformación.



Fig. 3.60 Imagen en espacio de color Lab

Se realiza la transformación de espacio de color para la imagen preprocesada perteneciente al espacio de color *RGB*, al espacio de color *Yuv*.

A continuación se puede observar la misma imagen en el espacio de color usado en la transformación.



Fig. 3.61 Imagen en espacio de color Yuv

Segundo filtrado de imágenes:

Tras realizar las correspondientes transformaciones para el espacio de color, es preciso volver a realizar los filtrados pertinentes para la eliminación del ruido. De esta manera, en cada una de las nuevas imágenes se repetirá de la misma forma anterior las funciones para realizar el filtro mediana y el filtro gaussiano.

Segmentación por color:

Tras disponer de cada una de las imágenes en el espacio de color deseado y haber aplicado los filtros necesarios para disminuir el efecto ocasionado por el ruido, se procederá a evaluar cada componente de los diferentes espacios de color, con el objetivo de segmentar la imagen, obteniendo solo aquellas partes de la imagen que cumplan las condiciones establecidas para todas y cada una de las componentes que conforman su correspondiente espacio de color.

Como se ha mencionado anteriormente, en los dos espacios de color se buscará las zonas candidatas a fuego. Para ello se establecerán los siguientes parámetros límite en los diferentes componentes del espacio *Lab*.

A continuación se puede observar el código expresado matemáticamente, donde $P(x, y)$ es cada pixel de la imagen y L, a y b corresponden con las componentes del espacio de color.

$$P(x, y) = \begin{cases} 255 & 20 < L < 255 \quad \& \& \quad 140 < a < 255 \quad \& \& \quad 140 < b < 255 \\ 0 & else \end{cases} \quad (3.12)$$

Por ultimo podemos observar el resultado de la función, las zonas en rojo son las consideradas como candidatos a fuego, mientras que las zonas no coloreadas quedan descartadas como candidatos a fuego.



Fig. 3.62 Imagen original



Fig. 3.63 Detección candidatos a fuego mediante segmentación en espacio Lab

De manera independiente a lo anterior, en la imagen en el espacio de color Yuv se llevará a cabo una segmentación con el objetivo de determinar zonas también de fuego. Para ello se establecerán los siguientes parámetros límite en los diferentes componentes del espacio Yuv .

A continuación se puede observar el código expresado matemáticamente, donde $P(x, y)$ es cada pixel de la imagen e Y , u y v corresponden con las componentes del espacio de color.

$$P(x, y) = \begin{cases} 255 & 0 < Y < 165 \quad \& \& \quad 0 < u < 125 \quad \& \& \quad 160 < v < 255 \\ 0 & \text{else} \end{cases} \quad (3.13)$$

Por ultimo podemos observar el resultado de la función, las zonas en rojo son las consideradas como candidatos a fuego.



Fig. 3.64 Imagen original



Fig. 3.65 Detección candidatos a fuego mediante segmentación en espacio Yuv

Operaciones lógicas:

Se hará uso de las operaciones lógicas para determinar las zonas candidatas a fuego que coinciden en las dos segmentaciones realizadas en los espacios de color *Lab* y *Yuv*.

Para la implementación del código se hará uso de la función lógica *AND*.

Trabajo realizado:

Mediante la función lógica *AND* se pretende determinar los pixeles donde convergen los dos métodos implementados en el algoritmo de segmentación mediante el color de la imagen proporcionada por la cámara *RGB* para la detección del fuego.

Se llevará a cabo la función *AND* para obtener el resultado de los pixeles coincidentes entre las imágenes en espacio de color *Lab* y *Yuv*, y de esta manera obtener un resultado más fiable del fuego detectado.

A continuación se puede observar los resultados obtenidos antes y después del uso de la función *AND*.



Fig. 3.66 Imagen original



Fig. 3.67 Detección candidatos a fuego mediante segmentación en espacio Lab



Fig. 3.68 Detección candidatos a fuego mediante segmentación en espacio Yuv



Fig. 3.69 Detección candidatos a fuego resultado de la función AND

3.2.2 Cámara térmica.

Se van a procesar las imágenes captadas por la cámara térmica para confirmar las zonas candidatas a fuego detectadas con las imágenes *RGB*, con el objetivo de lograr una detección fiable y precisa del fuego.

Aunque la detección lograda mediante la cámara *RGB* es bastante precisa, si en la zona en la que se lleva a cabo la detección encontramos objetos u otros elementos con un color similar al que presentan las llamas del fuego, podemos encontrar falsos positivos que nos lleven a error en la detección.

A pesar de que en los entornos en los que se ha enfocado el proyecto no es habitual encontrar objetos de esas características cromáticas, siempre cabe la posibilidad de encontrar objetos que cumplan las condiciones establecidas. Pero el mayor foco de falsos positivos lo encontramos en las zonas de tierra rojiza que podemos encontrar a lo largo de numerosos entornos en la naturaleza.

En las siguientes imágenes se puede observar, que aunque la segmentación en el espacio de color *Lab* obtenga falsos positivos en las zonas en las que se encuentran cierta vegetación con un tono similar al del fuego, la segmentación en espacio *Yuv* las descarta, dando lugar a una detección correcta.



Fig. 3.70 Imagen original



Fig. 3.71 Detección candidatos a fuego mediante segmentación en espacio Lab



Fig. 3.72 Detección candidatos a fuego mediante segmentación en espacio Yuv



Fig. 3.73 Detección candidatos a fuego resultado de la función AND

En cambio, en las imágenes siguientes se puede observar que las zonas de tierra rojiza dan lugar a falsos positivos en las dos segmentaciones, tanto en espacio de color *Lab*, como en el espacio de color *Yuv*, y por consiguiente, en la detección teniendo en cuenta solo las imágenes captadas por la cámara *RGB*.



Fig. 3.74 Imagen original



Fig. 3.75 Detección candidatos a fuego mediante segmentación en espacio Lab



Fig. 3.76 Detección candidatos a fuego mediante segmentación en espacio Yuv

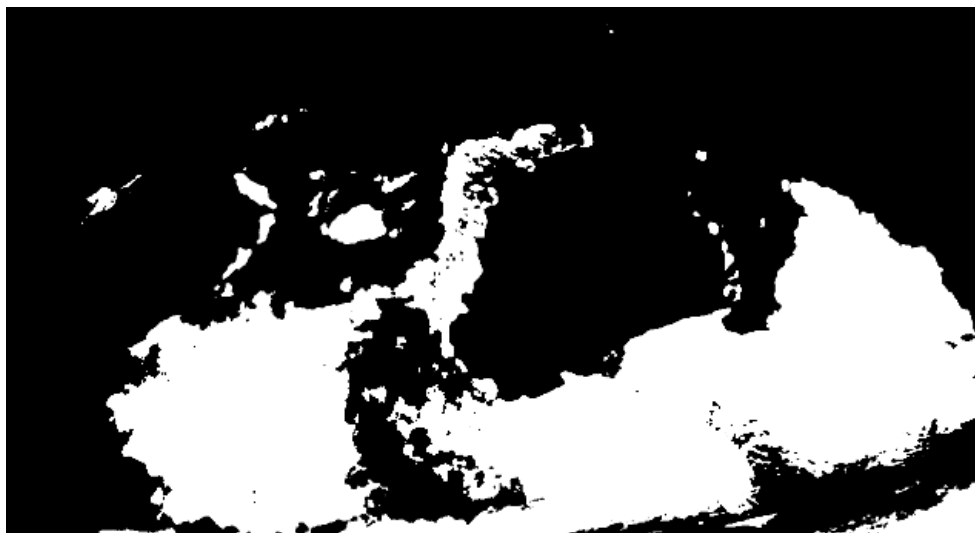


Fig. 3.77 Detección candidatos a fuego resultado de la función AND

Por este motivo, para conseguir una detección precisa y fiable del fuego, se ha considerado necesario introducir una segunda cámara que nos proporcione información térmica de las mismas imágenes captadas por la cámara *RGB*. Es importante calibrar las dos cámaras para que nos proporcionen información de las mismas zonas en el mismo momento de tiempo. De esta manera podremos contrastar las dos informaciones para conseguir detectar las zonas de fuego de manera precisa y fiable.

Filtrado de imágenes preprocesamiento

En primer lugar, se llevará a cabo un primer filtro preprocesado de las imágenes a tratar. Esto se realiza con el objetivo de eliminar todo el ruido posible que se encuentre en las imágenes obtenidas a través de la cámara térmica.

Trabajo realizado:

Se aplicará un filtro lineal Gaussiano, con el que se pretende disminuir el ruido de tipo gaussiano obteniendo una imagen con colores más homogéneos y fácil de analizar. La imagen de entrada será la que nos proporciona la cámara térmica y el tamaño de la máscara utilizada 5x5.

De esta manera obtenemos un resultado similar al del preprocesamiento de las imágenes anteriores.



Fig. 3.78 Imagen térmica original

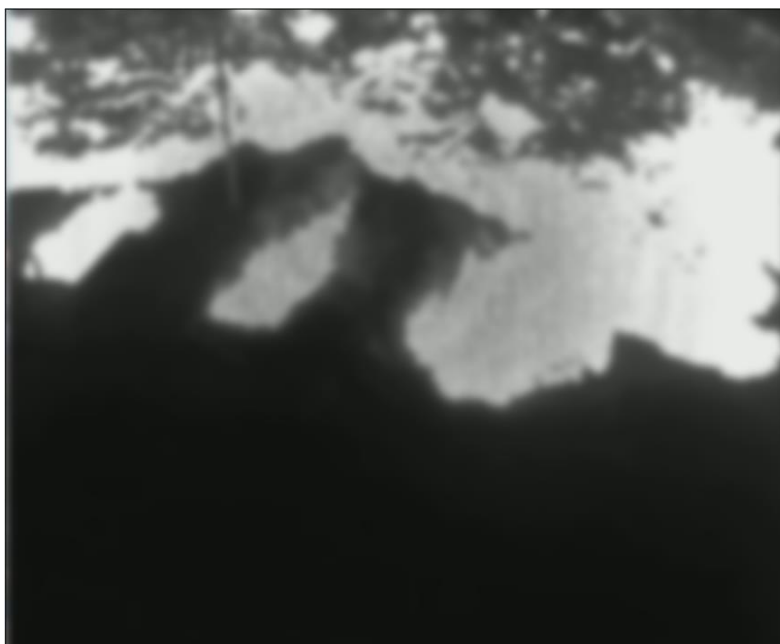


Fig. 3.79 Imagen térmica tras filtro gaussiano

Transformación de los espacios de color:

Tras el primer filtrado de imágenes, se procederá a transformar la imagen al espacio de color Yuv , a partir del cual se pretende determinar las zonas candidatas a fuego teniendo en cuenta las zonas de alto índice térmico que nos señala la cámara térmica.

Trabajo realizado:

Se realiza la transformación de espacio de color para la imagen preprocesada en espacio de color RGB , al espacio de color Yuv .

A continuación se puede observar la misma imagen en el espacio de color usado en la transformación.



Fig. 3.80 Imagen RGB original



Fig. 3.81 Imagen térmica original



Fig. 3.82 Imagen térmica en espacio Yuv

Segundo filtrado de imágenes:

Tras realizar las correspondientes transformaciones para el espacio de color, es preciso volver a realizar los filtrados pertinentes para la eliminación del ruido.

Segmentación por color:

Tras disponer de la imagen en el espacio de color deseado y haber aplicado los filtros necesarios para disminuir el efecto ocasionado por el ruido, se procederá a evaluar cada componente del espacio de color, con el objetivo de segmentar la imagen, obteniendo solo aquellas partes de la imagen que cumplan las condiciones establecidas para todas y cada una de las componentes que conforman su correspondiente espacio de color.

Como se ha mencionado anteriormente, se buscan las zonas de elevada temperatura que nos proporciona la cámara térmica.

A continuación se puede observar el código expresado matemáticamente, donde $P(x, y)$ es cada pixel de la imagen e Y , u y v corresponden con las componentes del espacio de color.

$$P(x, y) = \begin{cases} 255 & 130 < Y < 255 \quad \&\& \quad 0 < u < 255 \quad \&\& \quad 0 < v < 255 \\ 0 & \text{else} \end{cases} \quad (3.14)$$

A continuación podemos observar el resultado de la función, las zonas en rojo son las consideradas como candidatos a fuego, mientras que las zonas no coloreadas quedan descartadas como candidatos a fuego.

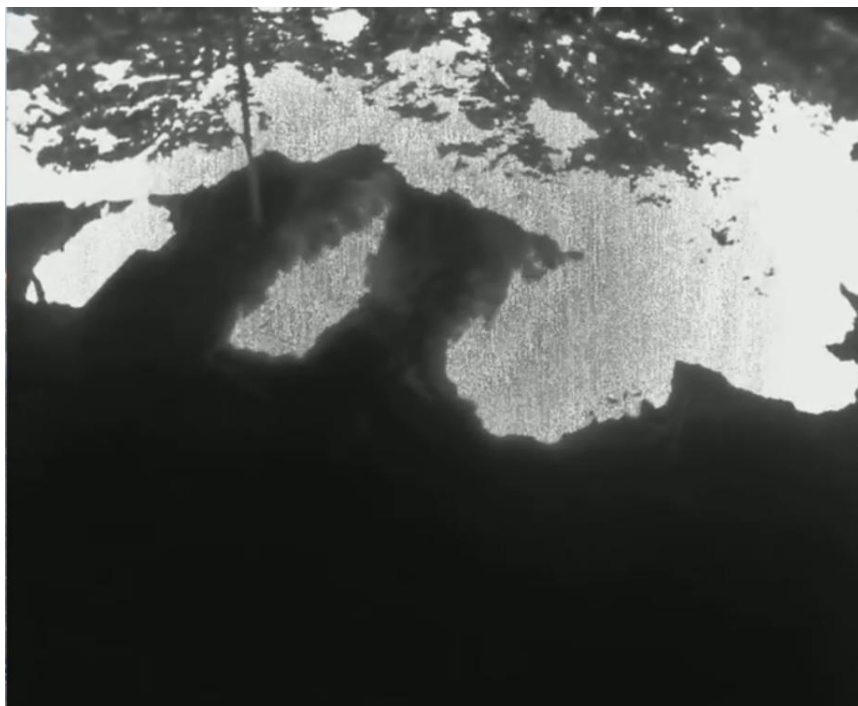


Fig. 3.83 Imagen térmica original

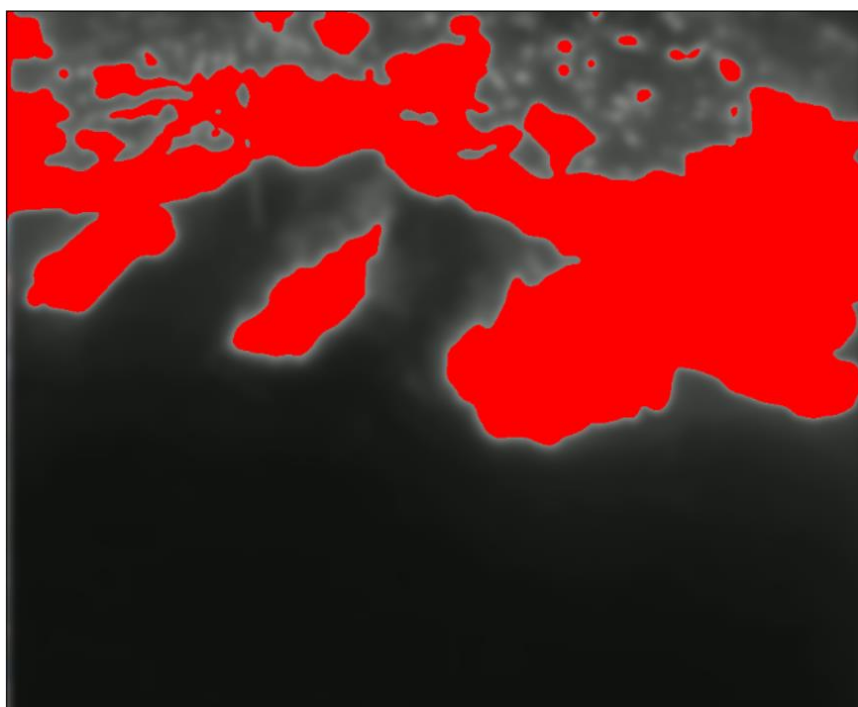


Fig. 3.84 Detección de zonas de alta temperatura mediante segmentación de la imagen térmica

3.2.3 Operaciones lógicas.

Se hará uso de las operaciones lógicas para determinar las zonas detectadas como fuego a partir de las imágenes obtenidas por las dos cámaras

Para la implementación del código se hará uso de la función lógica *AND*.

Trabajo realizado:

Mediante la función lógica *AND* se pretende determinar los pixeles donde convergen los dos métodos implementados en el algoritmo de segmentación mediante el color en los diferentes tipos de cámara, la *RGB* y la térmica

Se llevará a cabo la función *AND* para obtener el resultado de los pixeles coincidentes entre la imagen resultado de la operación *AND* anterior en la cual solo se tenía en cuenta la imagen de la cámara *RGB* y la imagen resultado del procedimiento llevado a cabo con la imagen de la cámara térmica.

A continuación se puede observar los resultados obtenidos antes y después del uso de la función *AND*.



Fig. 3.85 Imagen RGB original

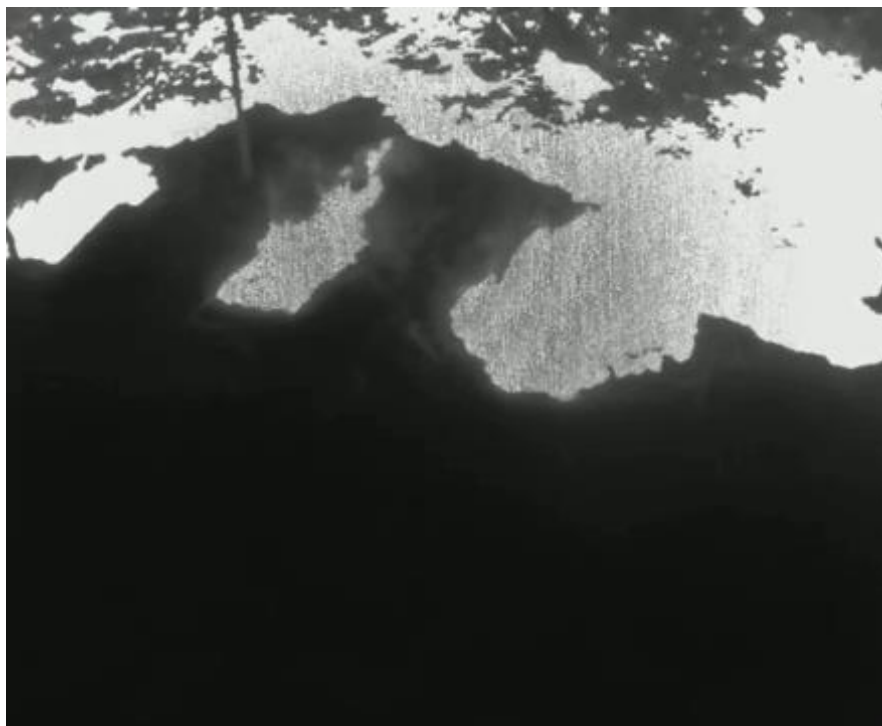


Fig. 3.86 Imagen térmica original



Fig. 3.87 Detección candidatos a fuego mediante procesado de la imagen RGB



Fig. 3.88 Detección candidatos a fuego mediante procesado de la imagen térmica



Fig. 3.89 Detección final de fuego

3.3 Representación de la detección.

Tras detectar las zonas correspondientes a humo y fuego mediante los diferentes algoritmos propuestos, se procederá a realizar dos máscaras, una con el humo detectado y otra con el fuego [14].

Finalmente, se mostrará el resultado final de la detección en tres imágenes. La primera de ellas nos mostrará solo el humo detectado de la imagen original sobre un fondo negro, la segunda mostrará solo el fuego detectado de la imagen original. Y por último se mostrará una imagen con ambas detecciones, la del humo y fuego. A continuación se pueden ver los resultados obtenidos.



Fig. 3.90 Imagen original



Fig. 3.91 Detección final de humo

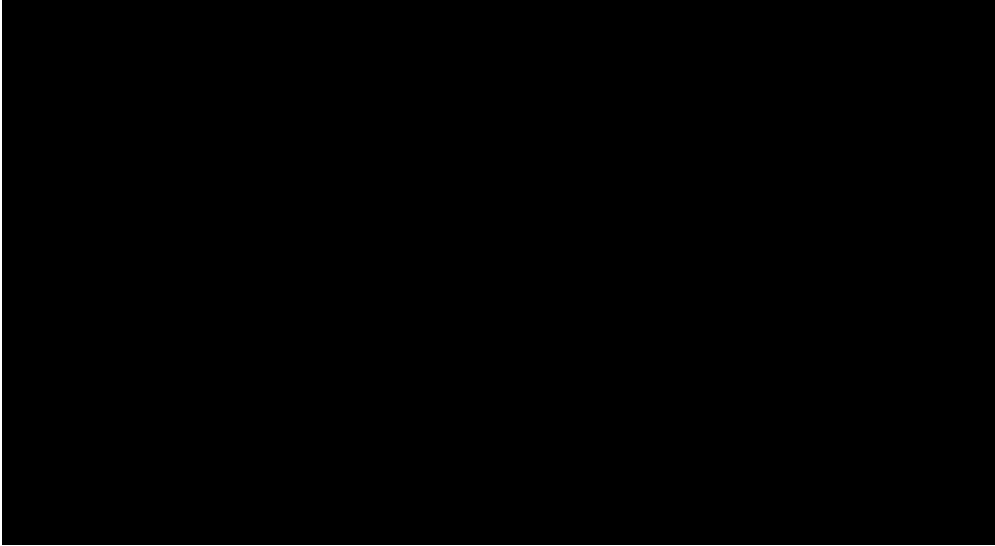


Fig. 3.92 Detección final de fuego

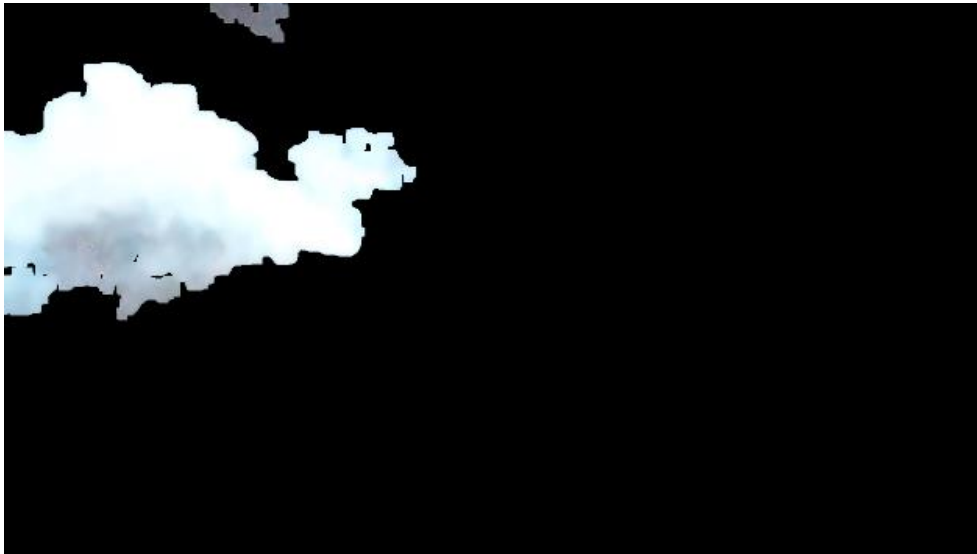


Fig. 3.93 Detección final de humo y fuego



Fig. 3.94 Imagen original

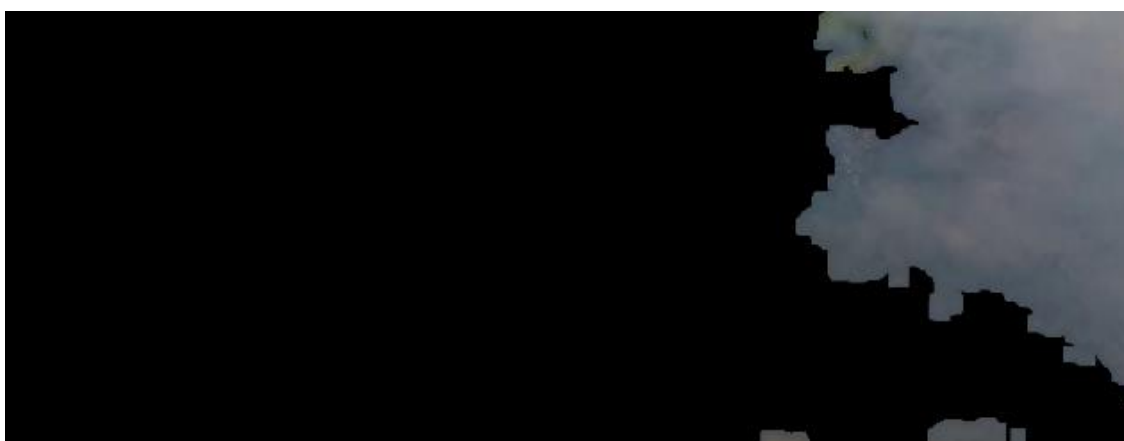


Fig. 3.95 Detección final de humo

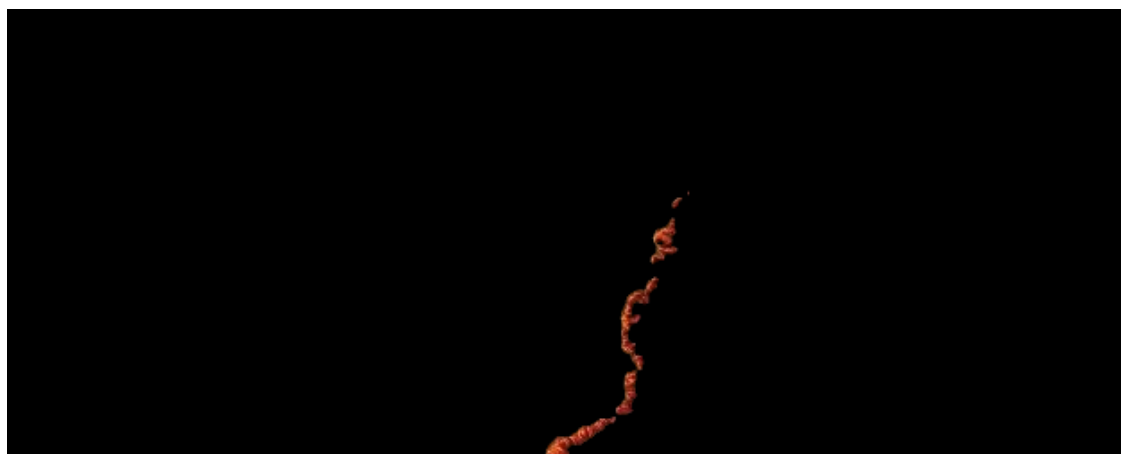


Fig. 3.96 Detección final de fuego



Fig. 3.97 Detección final de humo y fuego

4. EXPERIMENTOS Y RESULTADOS.

4.1 Plataforma.

Para la realización del proyecto se cuenta con una plataforma definida por los siguientes elementos esenciales para su completo funcionamiento:

4.1.1 Ordenador.

La realización del algoritmo, las pruebas y experimentos se han realizado con un ordenador personal modelo *HP Pavillion Notebook*, que cuenta con un procesador *Intel Core i7* de 2,60 GHz y una tarjeta gráfica *NVIDIA GEFORCE GTX*.

Se ha utilizado el sistema operativo Ubuntu versión 16.04. El compilador de código donde se ha implementado el algoritmo ha sido Qt Creator, haciendo uso de las librerías OpenCV para el tratamiento de imágenes como ya se ha mencionado con anterioridad.

4.1.2 Cámaras.

El proyecto requiere dos cámaras de diferentes tipos, en primer lugar se necesita una cámara convencional que nos proporcione imágenes en el espacio de color *RGB*, con una buena definición durante el periodo diurno. Esta cámara se utilizará para la detección completa del humo, utilizando las características de color y textura de las imágenes captadas. Y para la detección de posibles candidatos a fuego a partir del tratamiento del color de la imagen.

Además, se necesita una segunda cámara de tipo térmico, que nos proporcione información térmica de la misma área que nos proporciona la otra cámara para la confirmación de los candidatos a fuego y su detección final.

Es esencial para el correcto funcionamiento del sistema que ambas cámaras se encuentren calibradas y posicionadas de tal manera que nos proporcionen el mismo área en ambas imágenes, si esto no se cumple, el sistema no podrá relacionar la información proporcionada y la detección de fuego será errónea.

4.1.3 Dron.

Las dos cámaras deben ir montadas sobre un vehículo aéreo no tripulado, que nos proporcione una visión elevada sobre el escenario y un vuelo estable sin movimientos bruscos ni perturbaciones en el proceso de vuelo. Ya que aunque el algoritmo está preparado para una detección en vuelo dinámico, un movimiento muy rápido y brusco provocaría falsos positivos y errores en el sistema de detección.

4.1.4 Comunicación.

Los diferentes elementos que implementan el sistema se encuentran intercomunicados por la herramienta *ROS Kinetic Kame*, de la que se hace uso para el envío y recepción de las imágenes necesarias para la detección de humo y fuego.

Se definen tres nodos, un nodo relacionado con cada una de las cámaras que se encargará de enviar las imágenes en tiempo real a un segundo y tercer nodo. Un segundo nodo, que

recibirá tan solo las imágenes transmitidas por la cámara *RGB*, se encargará de la detección de humo. Por último, un tercer nodo recibirá las imágenes captadas por las dos cámaras para la detección de fuego.

4.2 Escenarios.

El algoritmo del trabajo ha sido diseñado para la detección de humo y fuego en escenarios que cumplan las siguientes condiciones necesarias para el completo funcionamiento del sistema.

4.2.1 Entorno.

El algoritmo está diseñado específicamente para su uso en entornos naturales, como pueden ser bosques, cultivos, montañas, etc. Esto es debido en gran parte a la incompatibilidad de algoritmo en la detección del humo con elementos de fabricación humana como pueden ser carreteras, edificios y diversos elementos estructurales que podemos encontrar en las áreas urbanas. Esta incompatibilidad reside en la semejanza de las características de estos elementos con las buscadas en el humo, en concreto con el color grisáceo y la ausencia de bordes en los mismos, estas semejanzas ocasionan falsos positivos en la detección del humo.

Por esta razón el algoritmo funciona con mayor índice de acierto en entornos naturales en los que las características cromáticas y texturas del terreno diferencian el entorno del posible humo a detectar.

En cuanto al fuego, la ausencia de elementos de color rojizo en los elementos naturales facilita su detección haciendo uso del color. Pero la posibilidad de encontrar terrenos o vegetación que compartan características cromáticas con el fuego, hacen necesario el uso de la cámara térmica y el procesamiento de las imágenes que proporciona para la correcta detección del fuego.

4.2.2 Perspectiva visual.

El algoritmo está diseñado para el procesamiento y detección en imágenes captadas desde una visión aérea con una perspectiva semi-vertical del terreno, que nos proporcione imágenes en las que solo se encuentren áreas de terreno. Eliminado de esta manera perspectivas horizontales en las que la presencia del horizonte provoquen falsos positivos.

El problema del horizonte se basa en las mismas características que en los elementos de fabricación humana. Ya sea en el cielo, en las nubes o en un terreno lejano, encontramos características cromáticas y de textura similares a las del humo que ocasiona falsos positivos en la detección.

En cuanto a la detección de fuego, la perspectiva es significativamente menos determinante que en la detección de humo, pudiendo ser precisa desde diversas vistas.

4.2.3 Iluminación.

A lo que la detección de humo se refiere, es necesario el uso del algoritmo durante el periodo diurno del día, ya que para poder procesar las características cromáticas y de

textura del mismo es necesaria la existencia de una iluminación que la cámara *RGB* nos proporcione la información necesaria de estas características esenciales para su posterior detección.

En cuanto a la detección del fuego, la iluminación no es necesaria, ya que el mismo emite su propia luminosidad necesaria para el procesamiento de sus características cromáticas mediante las imágenes captadas por la cámara *RGB*. Y a lo que la cámara térmica se refiere, tampoco necesita de una luminosidad específica para aportar la información térmica de la que el algoritmo precisa.

4.3 Resultados obtenidos.

Para la realización del algoritmo de detección de incendios y los consiguientes experimentos se han necesitado una serie de videos como a partir de los cuales podemos observar y valorar los resultados obtenidos.

Sin embargo, dada la dificultad encontrada para encontrar videos que cumplieran todas las condiciones necesarias para el completo funcionamiento del sistema y la imposibilidad de poder simular un escenario óptimo y controlado para la realización de las pruebas, del total de 12 videos con los que se ha trabajado, solo uno de ellos cuenta con una imagen térmica calibrada con la correspondiente imagen *RGB* y por lo tanto cumple explícitamente las condiciones expuestas en los apartados anteriores.

Dado que la cámara térmica solo interviene en la detección del fuego, esta es la única damnificada por la falta de videos que cumpla esta condición.

En cuanto a la detección de humo, los 12 videos los podemos clasificar en dos grupos teniendo en cuenta sus características de entorno, perspectiva e iluminación. En primer lugar, se dispone de 3 videos en los que se puede observar como el incumplimiento de cualquiera de las condiciones lleva a la obtención de falsos positivos en la detección del humo. Los 9 videos restantes, cumplen a lo largo de su duración en casi todo momento con las condiciones esenciales establecidas y en ellos se puede observar la efectividad real del algoritmo. Entre estos últimos se encuentra el antes mencionado video que cumplía la necesidad de una imagen térmica, por lo tanto permite apreciar el código en pleno funcionamiento.

A continuación se exponen los resultados de los experimentos realizados de manera más detallada.

4.3.1 Resultados detección de humo.

Resultados sin el cumplimiento de las especificaciones técnicas:

En este apartado se muestra los fallos de detección más comunes para el caso de que no se cumplan alguna de las condiciones requeridas por el algoritmo.

De aquí en adelante en los resultados se muestra arriba a la izquierda la imagen original, abajo a la izquierda la detección de fuego, abajo a la derecha detección de humo y arriba a la derecha detección conjunta de humo y fuego.

- **Falsos producidos en el horizonte:**

Una perspectiva errónea de la cámara a la hora de captar la información visual para la detección de humo produce falsos positivos que en la mayoría de los casos es causada por la presencia del cielo, nubes o un horizonte muy lejano donde la características cromáticas y de textura no son lo suficientemente precisas como para el correcto funcionamiento del sistema. A continuación se pueden observar algunos ejemplos.

En esta imagen se puede observar como la presencia de un cielo grisáceo provoca el fallo de algoritmo ocasionado un gran falso positivo. En este caso, además, la variación de luminosidad causada por el sol junto al color grisáceo de un horizonte lejano causa falsos positivos en la vegetación que no se encuentra próxima a la cámara.



Fig. 4.1 Video 5, falso positivo ocasionado por el horizonte en la detección de humo

- **Caminos y carreteras:**

A continuación se puede observar como la presencia de infraestructuras de origen humano, en este caso carreteras, y la presencia de agua en calma ocasionan fallos en la detección de humo.

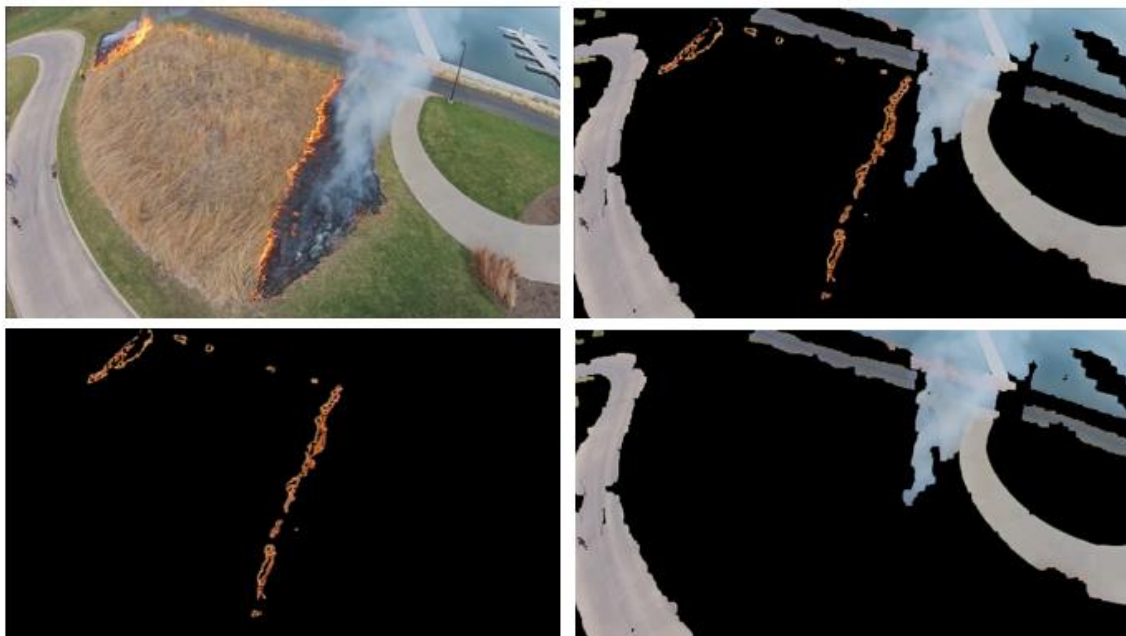


Fig. 4.2 Video 4, falso positivo ocasionado por la presencia de infraestructuras de origen humano en la detección de humo

- **Movimiento:**

Los siguientes *frames* mostrados, tienen lugar durante el preciso momento en el que la cámara realiza un movimiento brusco de rotación sobre sí misma, esto junto a la ambigüedad de las características en algunas zonas da pie a falsos positivos que no se producen cuando la cámara tiene un comportamiento menos brusco durante el movimiento.

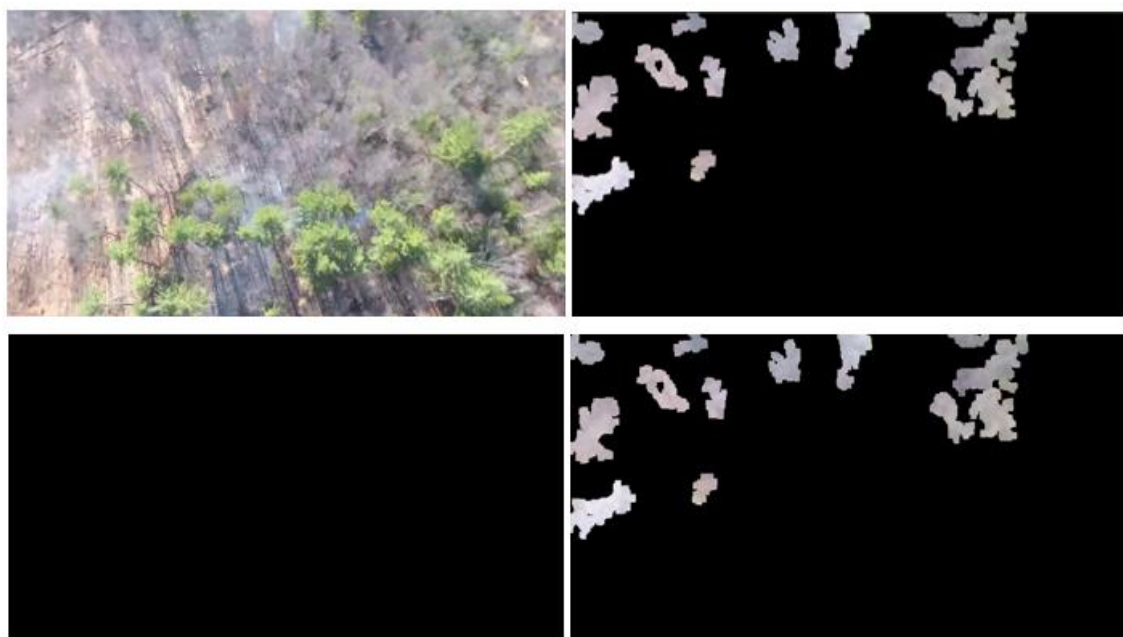


Fig. 4.3 Video 5 (frame previo), falso positivo ocasionado por movimiento brusco

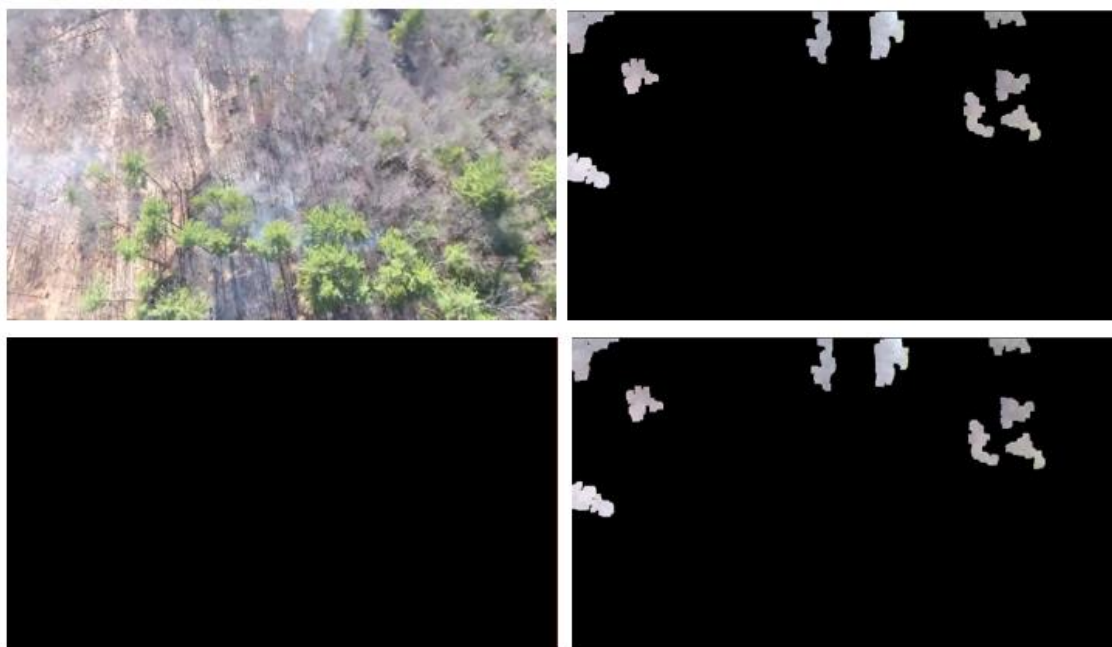


Fig. 4.4 Video 5 (frame posterior), falso positivo ocasionado por movimiento brusco

Resultados con el cumplimiento de las especificaciones técnicas:

- **Pequeñas pérdidas de áreas aisladas de humo:**

En la siguiente imagen mostrada se puede observar como una pequeña zona de humo aislada entre la vegetación pasa inadvertida en la detección produciendo un falso negativo. Sin embargo, se puede apreciar como el resto de humo existente en la imagen es detectado con precisión.



Fig. 4.5 Video 1, pérdida de pequeña zona en la detección de humo

- **Humo sobre fondo negro:**

A continuación se puede observar como la disposición del humo sobre una superficie de color muy oscuro o negro puede producir una pérdida de la detección del humo más tenue. Siendo esta una pérdida menor en comparación con el humo detectado.

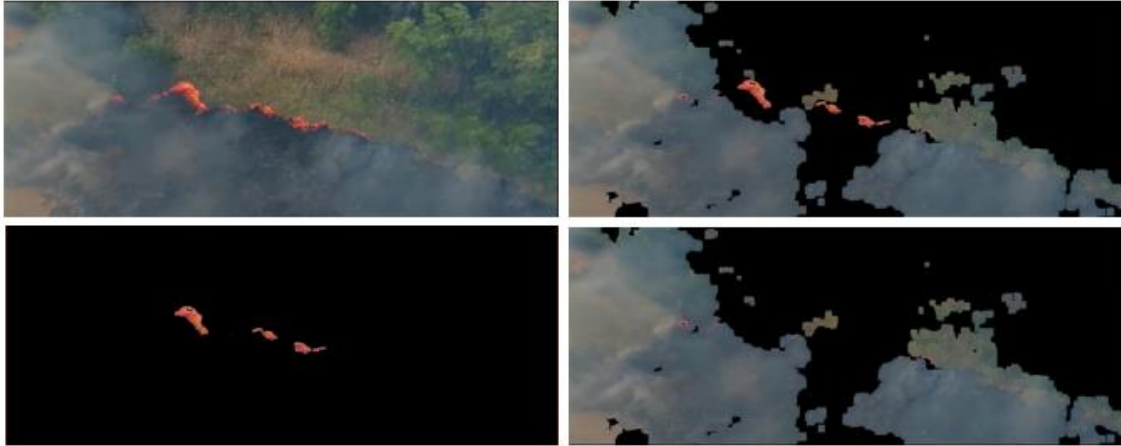


Fig. 4.6 Video 1, pérdida de humo tenue sobre fondo negro en la detección de humo

- **Color del humo:**

La variación de las características cromáticas del humo por diversos motivos que pueden deberse al tipo de combustión que se produce, o a condiciones puntuales por las características de la imagen, pueden ocasionar falsos positivos como puede apreciarse en la siguiente imagen. En la cual se aprecia la pérdida en la detección del humo negro.



Fig. 4.7 Video 1, pérdida de humo de color negro en la detección de humo

Pese a estas pequeñas pérdidas puntuales, los resultados obtenidos en cuanto a la detección de humo son satisfactorios. El algoritmo responde de forma precisa y en tiempo real a la detección de humo, cumpliendo los objetivos fundamentales planteados.



Fig. 4.8 Detección de humo y fuego video 1

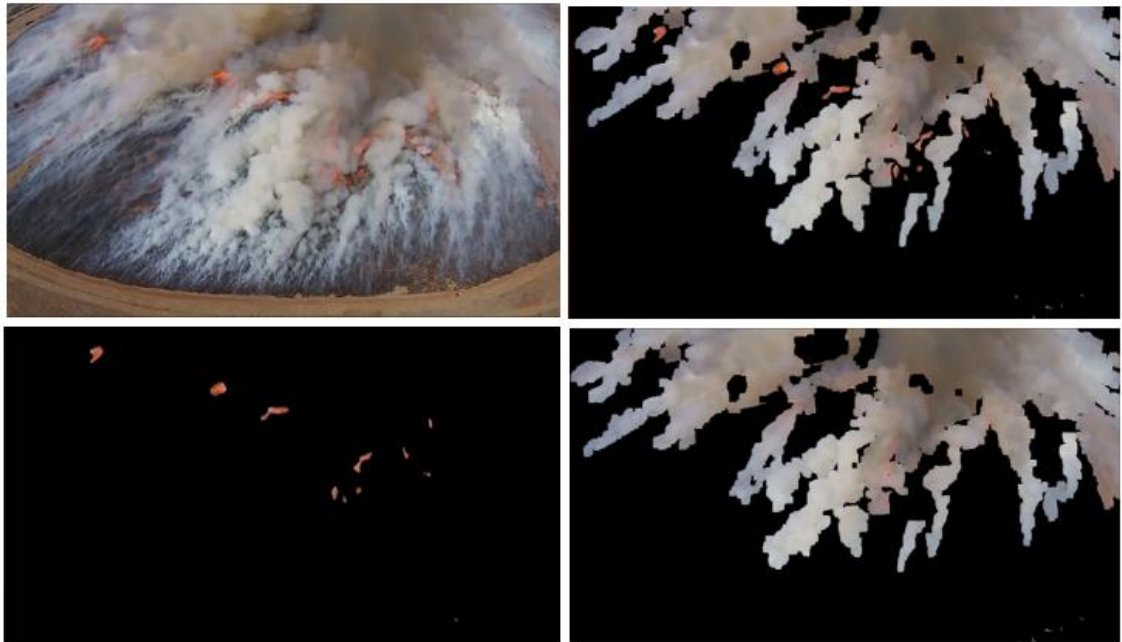


Fig. 4.9 Detección de humo y fuego video 3



Fig. 4.10 Detección de humo y fuego video 5

4.3.2 Resultados detección de fuego.

Resultados sin cámara térmica:

La ausencia de una cámara térmica para la detección completa de fuego es una gran pérdida para el pleno funcionamiento del algoritmo. Aun así, los resultados obtenidos a partir del único uso de la cámara *RGB* son bastante satisfactorios, viéndose únicamente comprometidos ante la presencia de elementos de características cromáticas muy semejantes.

- **Elementos rojizos:**

En las siguientes imágenes se observa como la presencia en el entorno de arena o vegetación de un color similar al del fuego provoca falsos positivos en su detección. Este problema será eliminado en nuestro sistema al contar con una cámara térmica cuya información permitirá al algoritmo descartar aquellas zonas que no muestren la temperatura térmica suficiente como para ser consideradas fuego.

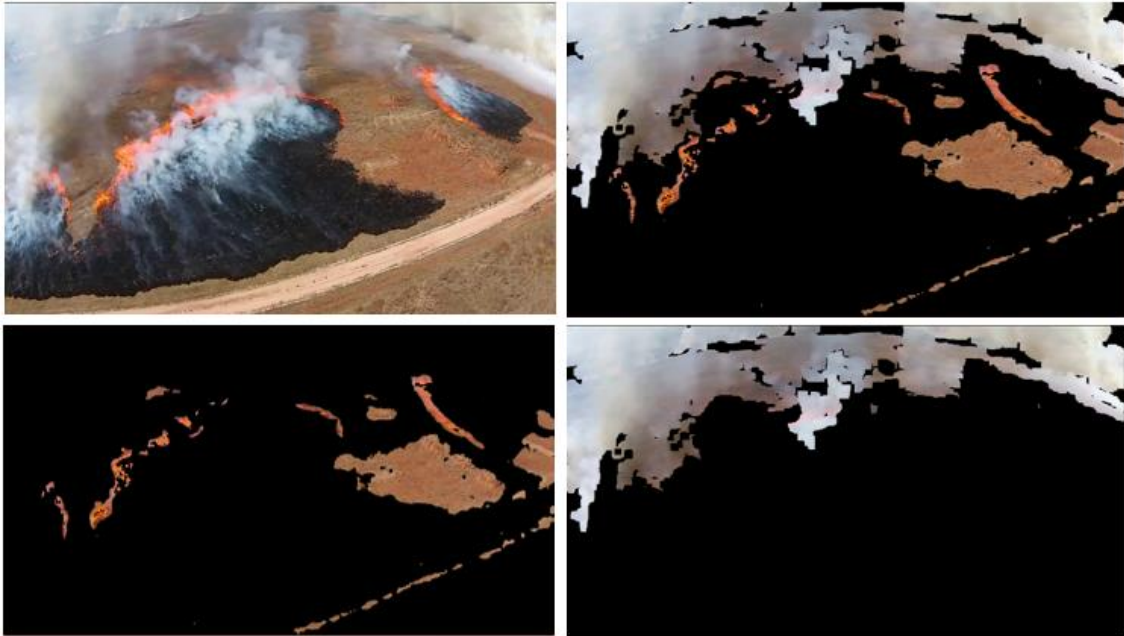


Fig. 4.11 Video 4, falso positivo ocasionado por la tierra rojiza en la detección de fuego

- **Humo y fuego superpuestos:**

La superposición del humo y fuego puede llevar al algoritmo a confusión, aunque a pesar de ellos sigue mostrando una detección fiable de los dos elementos.

Por un lado, podemos encontrar zonas de fuego que queden tapadas por densas superficies de humo, produciendo pequeñas pérdidas en la detección del fuego como se muestra en la siguiente imagen.

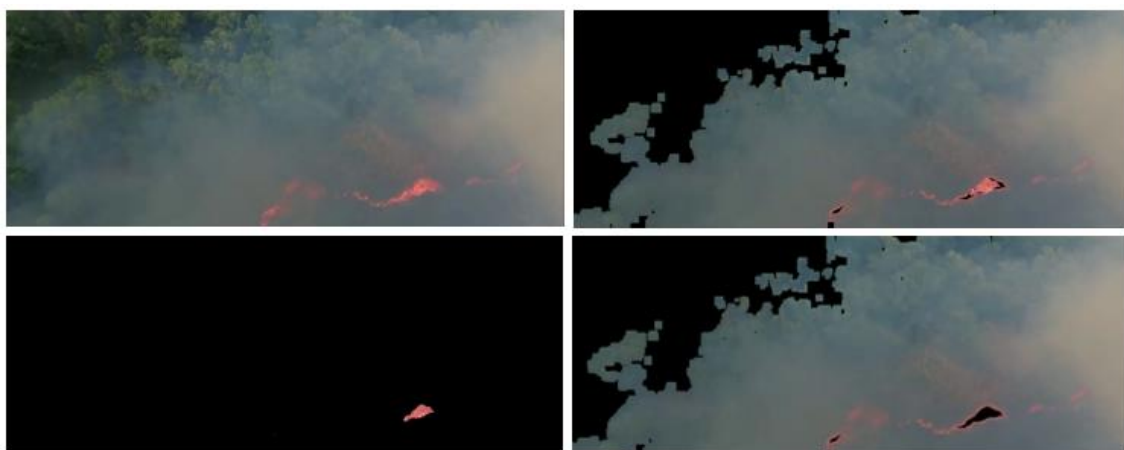


Fig. 4.12 Video 1, pérdida de fuego en la detección por presencia de humo superpuesto

Por otro lado, puede ocurrir lo contrario, que una gran magnitud del fuego ocasione reflejos rojizos en el área de humo y extendiendo de esta forma su área detectada como se puede observar en la siguiente imagen.

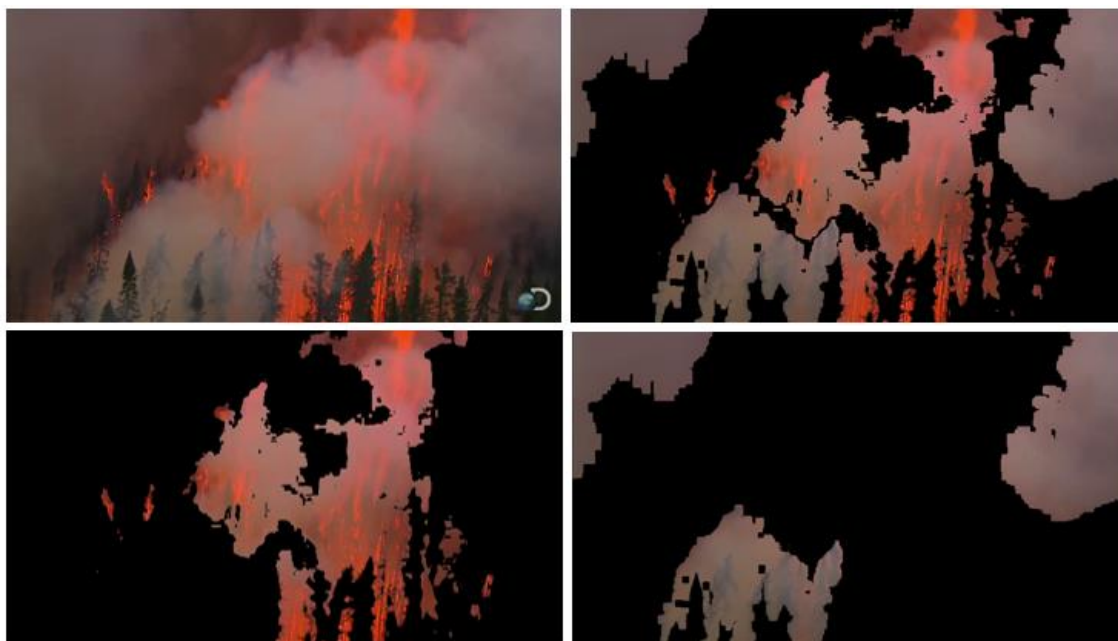


Fig. 4.13 Video 2, falso positivo en la detección de fuego ocasionado por la presencia de humo sobre una gran cantidad de llamas

A pesar de la falta de la información adquirida a partir de la cámara térmica, los resultados obtenidos para la detección de fuego a partir de la imagen proporcionada por la cámara *RGB* son bastante satisfactorios, como se puede observar en la siguientes detecciones mostradas.



Fig. 4.14 Detección de humo y fuego video 5



Fig. 4.15 Detección de humo y fuego video 10



Fig. 4.16 Detección de humo y fuego video 11

Resultados con cámara térmica:

En este único video en el que contamos con las dos cámaras necesarias para el completo funcionamiento del algoritmo, pese a la baja calidad de las imágenes, los resultados obtenidos son satisfactorios tanto en la detección de fuego como en la detección de humo. Lo que muestra la precisión y fiabilidad del algoritmo en el caso de cumplir las especificaciones técnicas definidas con anterioridad.

En el siguiente resultado, las imágenes superiores corresponden de izquierda a derecha a las originales *RGB* y térmica, y las inferiores a la detección de fuego, a la detección completa y detección de humo.

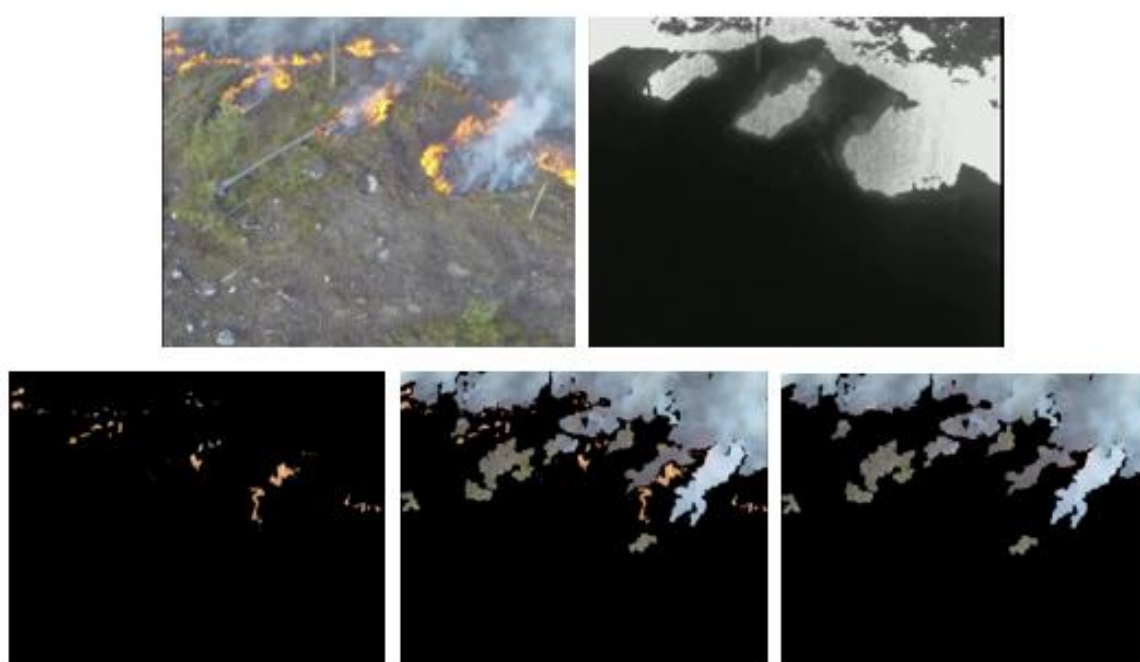


Fig. 4.17 Detección de humo y fuego video 12

5. CONCLUSIÓN Y FUTUROS TRABAJOS.

El algoritmo propuesto para el proyecto cumple con los objetivos fijados al comienzo del mismo, consiguiendo un sistema de detección temprana y en tiempo real para el humo y fuego en una gran diversidad de entornos de la naturaleza, donde el acceso para la detección, localización y control de los incendios puede llegar a ser inaccesible por medio terrestre.

De esta manera se ha conseguido un medio por el que acceder al foco del incendio de forma rápida y disponer de una posición privilegiada para observar la situación y evolución de los elementos del incendio.

Otro de los objetivos alcanzados es la disminución del coste económico requerido en comparación con otros sistemas aéreos para la detección de incendios, como puede ser el uso de helicópteros u otros vehículos aéreos que requieren de una gran cantidad de combustible.

Otro de los puntos a favor que proporciona del sistema propuesto es la disminución del riesgo al que puede llegar a exponerse los seres humanos, consiguiendo reducir el número de personas de campo requeridas para la detección de incendios. Esto se consigue gracias al uso de un vehículo no tripulado, como ya se ha indicado en apartados anteriores, que puede ser controlado de forma remota por un operario en una zona segura.

Desde el punto de vista técnico del algoritmo propuesto, se ha conseguido implementar un código que no requiere de una gran capacidad de computo, ya que analiza y procesa cada *frame* proporcionado por las dos cámaras de manera independiente a los *frames* anteriores o posteriores y sin necesidad de hacer uso de algoritmos de reconocimiento avanzados que requieren de una mayor potencia de computo, siendo necesaria una mayor cantidad de tiempo para la detección.

De esta manera se ha conseguido un algoritmo capaz de conseguir una detección temprana, precisa y fiable de humo y fuego, delimitada por las condiciones de entorno, perspectiva e iluminación expuestas en el capítulo anterior.

La existencia de estas limitaciones del sistema lleva a exponer futuros trabajos a realizar como mejora del algoritmo, a continuación se exponen los más importantes.

Eliminación de las infraestructuras humanas:

Uno de los mayores problemas para la detección de humo en entornos urbanos con los que nos hemos encontrado en el desarrollo del algoritmo, ha sido los falsos positivos detectados en las infraestructuras existentes en dichos entornos. Estos falsos positivos son provocados por las similitudes entre el humo y un gran número de estas infraestructuras en las características cromáticas y de textura.

Una posible solución a implementar se basa en hacer uso de un sistema de identificación de los elementos que en su detección formen una figura geométrica definida. Ya que la

gran mayoría de las infraestructuras de origen humano como edificios o carreteras describen figuras con bordes rectos o curvos que pueden ser identificadas por diversos métodos.

Algunos de estos métodos pueden tratarse de convoluciones, convoluciones normalizadas y redes neuronales para la identificación.

Eliminación del horizonte:

Otra de las grandes delimitaciones del algoritmo es la confusión que existe entre el humo y el horizonte conformado por el cielo y las nubes, los cuales comparten también similares características cromáticas y de textura.

Una posible solución, también aplicable al problema anterior, es el uso de algoritmos que permitan la identificación del movimiento del humo, a priori con una carácter más dinámico que el posible fondo de la imagen, ya sea tierra, infraestructuras u horizonte.

Estos posibles métodos para la detección de movimiento se basan en la detección del flujo óptico. Sin embargo, estos métodos requieren de una mayor capacidad de cómputo y en nuestro caso, adquiere una mayor complejidad al tratarse del procesamiento de imágenes dinámicas en las que debemos tener en cuenta el movimiento causado por el movimiento de cámara.

Otra posible solución para la eliminación del horizonte y los falsos positivos causados por él, se basa en el uso de la línea o borde que separa la tierra con el cielo. Pudiendo detectar las líneas que crucen la imagen para eliminar las detecciones en la parte superior de la misma. Un inconveniente que podemos encontrar en este proceso son las diferencias entre los diferentes horizontes, pudiendo ser irregulares por las características del entorno o por el tipo de imagen tratada.

Finalmente, hay que tener en cuenta de que la implantación de estos métodos para la mejora del algoritmo requieren de una mayor capacidad de cómputo, por lo tanto habría que valorar la relación del tiempo requerido para la detección con las mejoras obtenidas en la misma para los diferentes entornos y situaciones para que el sistema continuara cumpliendo los objetivos de una detección temprana, precisa y fiable.

BIBLIOGRAFÍA

- [1] J. L. Villanueva Muñoz, «Ministerio del trabajo y asuntos sociales,» [En línea]. Available: http://www.insht.es/InshtWeb/Contenidos/Documentacion/FichasTecnicas/NTP/Ficheros/001a100/ntp_040.pdf. [Último acceso: 17 06 2018].
- [2] «CONAF,» [En línea]. Available: <http://www.conaf.cl/incendios-forestales/combate-de-incendios-forestales/deteccion-de-incendios-forestales/>. [Último acceso: 17 06 2018].
- [3] M. Altun y M. Celenk, *Smoke Detection in Video Surveillance Using Optical Flow and Green's Theorem*, Stocker Center, Ohio University Athens.
- [4] C. Yu, Z. Mei y X. Zhang, *A real-time video fire flame and smoke detection algorithm*, Ministry of Public Security of Shenyang Fire Research Institute, Shenyang 110034, China , 2013.
- [5] W. L. Li Jinlan, H. C. Zhang Ruliang y R. Yan, *A Method of Fire And Smoke Detection Based on Surendra Background And Gray Bitmap Plane Algorithm*, Guizhou Minzu University Guiyang, China , 2016.
- [6] W. H. Li, B. Fu, L. C. Xiao, Y. Wang y P. X. Liu, *A video smoke detection algorithm based on wavelet energy and optical flow eigen values.*, Changchun, China. Jilin University ., 2013.
- [7] S. Noda y K. Ueda, *fire detection in tunnels using and image processing method*, Japan Osaka, 1994.
- [8] A. de la Escalera, *Vision por computador. Fundamentos y métodos.*, Madrid: Pearson Educacion S.A., 2001.
- [9] «OpenCV,» [En línea]. Available: https://docs.opencv.org/2.4/modules/imgproc/doc/structural_analysis_and_shape_descriptors.html?highlight=findcontours. [Último acceso: 17 06 2018].
- [1 «OpenCV,» [En línea]. Available:
0] https://docs.opencv.org/3.4.1/d4/d86/group__imgproc__filter.html#gaeb1e0c1033e3f6b891a25d0511362aeb. [Último acceso: 17 06 2018].
- [1 «OpenCV,» [En línea]. Available:
1] https://docs.opencv.org/3.4.1/d4/d86/group__imgproc__filter.html#ga4ff0f3318642c4f469d0e11f242f3b6c. [Último acceso: 17 06 2018].
- [1 «OpenCV 2.4.13.6 documentation,» [En línea]. Available:
2] https://docs.opencv.org/2.4/modules/imgproc/doc/structural_analysis_and_shape_descriptors.html?highlight=findcontours. [Último acceso: 17 06 2018].

- [1] «OpenCV 2.4.13.6 documentation,» [En línea]. Available:
- 3] https://docs.opencv.org/2.4/modules/core/doc/operations_on_arrays.html. [Último acceso: 17 06 2018].
- [1] «OpenCV C++ Code Tutorial,» [En línea]. Available: [http://opencv-](http://opencv-code.blogspot.com/2016/12/how-to-split-color-images-merge-single-channel-images-opencv-tutorials.html)
- 4] [code.blogspot.com/2016/12/how-to-split-color-images-merge-single-channel-images-opencv-tutorials.html](http://opencv-code.blogspot.com/2016/12/how-to-split-color-images-merge-single-channel-images-opencv-tutorials.html). [Último acceso: 17 06 2018].
- [1] A. Stadler y T. Ike, *Real Time Video Based Smoke Detection Using Double Optical Flow*
- 5] *Estimation*, World Academy of Science, Engineering and Technology International Journal of Computer and Information Engineering, 2016.